

UNIVERSIDAD DE ALMERIA

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA

“Optimización multiobjetivo del confort y la eficiencia energética en edificación sostenible. Aplicación al Centro Mixto CIESOL”

Curso 2016/2017

Alumno/a:

María Martell Gálvez

Director/es:

Manuel Berenguel Soria
Francisco Rodríguez Díaz





UNIVERSIDAD DE ALMERÍA

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA

TRABAJO FIN DE GRADO
INGENIERÍA ELECTRÓNICA INDUSTRIAL

**Optimización multiobjetivo del confort y la eficiencia
energética en edificación sostenible. Aplicación al Centro
Mixto CIESOL**

Autor:
María Martell Gálvez

Tutores:
Manuel Berenguel Soria
Francisco Rodríguez Díaz

Dedicatoria

A mis niñas

Agradecimientos

En primer lugar, me gustaría expresar mi más sentido agradecimiento a mis tutores, Manuel Berenguel y Francisco Rodríguez. Gracias por la confianza depositada en mí, porque siempre me he sentido respaldada y, sobre todo, por vuestra capacidad de motivarme y hacerme dar lo mejor de mí. No me gustaría olvidarme de María del Mar Castilla y José Domingo Álvarez, gracias porque, sin tener obligación alguna, os habéis mostrado siempre dispuestos a ayudarme. Asimismo, gracias al Centro Mixto CIESOL por permitirme trabajar y desarrollar mi trabajo en sus instalaciones.

En segundo lugar, me gustaría mencionar a todos aquellos que habéis hecho estos cuatro años de grado algo más amenos. Sobre todo, gracias a Kiko por acompañarme y aguantarme todos y cada uno de los días del curso. Ha sido un placer trabajar codo con codo contigo.

Por último, gracias a mi familia, la de sangre y la escogida, los amigos. Gracias a mi padre, por su serenidad; a mi madre, por hacer de mí lo que soy; y a mi hermana, por quererme incondicionalmente.

Durante estos cuatro años, son muchas las personas que me han hecho crecer y aprender. Algunas, ya me acompañaban en esta aventura que es la vida; otras, se han unido en el camino. Gracias a todas ellas.

Índice general

Agradecimientos	V
Resumen	IX
Abstract	XI
Lista de acrónimos	XIII
Lista de símbolos	XV
Lista de figuras	XVII
Lista de tablas	XXI
1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Contexto	3
1.3. Objetivos	4
1.4. Resumen de resultados	5
1.5. Fases de desarrollo y planificación temporal	9
1.6. Estructura de la memoria.	10
2. Descripción del edificio C-DdI-CIESOL-ARFRISOL	13
2.1. Marco de investigación.	13
2.2. El edificio C-DdI-CIESOL-ARFRISOL.	14
2.2.1. Medidas bioclimáticas.	15
2.2.2. Red de sensores y actuadores.	18
2.2.3. Sistema de supervisión y adquisición de datos (SCADA).	19
3. Optimización multiobjetivo en edificación sostenible	23
3.1. Introducción a la optimización multiobjetivo.	23

3.2. Algoritmos de optimización multiobjetivo.	25
3.3. Paradigmas de optimización multiobjetivo en edificación.	29
4. Sistema optimizador de consignas	39
4.1. Definición del problema e hipótesis de partida.	39
4.2. Formulación del problema de optimización	42
4.3. Modelado del laboratorio 6.	44
4.3.1. Modelo de temperatura.	45
4.3.2. Modelo de iluminancia.	47
4.4. Implementación de arquitectura de optimización	53
4.4.1. Predicción de variables necesarias.	54
4.4.2. Algoritmos de optimización.	55
4.4.3. Selección de solución de compromiso.	55
5. Ensayos y resultados	57
5.1. Modelos de iluminancia.	57
5.1.1. Modelo de iluminancia interior.	57
5.1.2. Modelo de consumo energético de luminarias.	62
5.2. Optimización multiobjetivo.	63
5.2.1. Análisis pre-optimización: comparación MOPSO y NSGA-II.	63
5.2.2. Análisis de resultados de optimización.	67
5.2.3. Análisis post-optimización.	86
5.2.4. Análisis de escenarios.	91
6. Conclusiones y futuros trabajos	101
Bibliografía	105

Resumen

Los edificios, ya sean de uso público o viviendas, consumen hasta un 38 % de la energía a día de hoy. Por este motivo, la gestión energética en edificios ha tomado bastante relevancia en el panorama actual. Además, la población pasa más del 80 % de su tiempo en ellos, por lo que esta energía está, en parte, destinada a sistemas que garanticen el confort de sus usuarios: sistemas de calefacción, ventilación, iluminación, etc. Normalmente, son los usuarios los que seleccionan, de forma relativamente arbitraria, cuáles son los puntos de operación de estos sistemas. Es importante, por tanto, tratar el tema de la optimización energética teniendo en consideración el confort de los usuarios. Ambos objetivos, eficiencia energética y confort, se encuentran contrapuestos, lo que hace imprescindible un enfoque multiobjetivo.

En este trabajo fin de grado se propone un sistema optimizador de consignas para su implementación en el Centro Mixto CIESOL, el cual a través de métodos optimización multiobjetivo, proporcione consignas de temperatura e iluminancia que garanticen el confort térmico y visual de los usuarios, siguiendo criterios de eficiencia energética. Estas consignas no solo permitirán cierto ahorro energético - los resultados estiman un ahorro comprendido entre el 7 y 19 % -, sino que satisfarán los requerimientos de confort de los usuarios asegurando un ambiente adecuado para la realización de su trabajo, lo cual repercute en cuestiones como la productividad o, más importante aún, la salud de los mismos.

Palabras clave: *confort térmico y visual; uso eficiente de la energía; edificio bioclimático; optimización de consignas; frente de Pareto; solución de compromiso.*

Abstract

Nowadays, public and residential buildings consume up to 38 % of energy. For this reason, energy management in buildings has become an increasing trend in the current panorama. Furthermore, people spend more than 80 % of their lives in buildings, so great part of the energy consumed is used for assuring users' comfort by means of HVAC systems or illumination. Generally, users select the setpoints for those systems relatively arbitrarily. Therefore, it is important to take into account users' comfort when dealing with energy management. Both objectives, energy efficiency and comfort, are opposed, thus a multiobjective approach is needed.

In this thesis, a setpoint optimizer is proposed for CIESOL Center. Thanks to multi-objective optimization techniques, this system will provide temperature and illuminance setpoints which will ensure both users' thermal and visual comfort, subject to energy efficiency criteria. These setpoints will make possible not only significant energy savings - the results are estimated to be between 7 to 19 % - but also create a proper environment for users. This will have an impact in their performance and, even more importantly, their health.

Keywords: *thermal and visual comfort; efficient energy use; bioclimatic building; setpoint optimizer; Pareto frontier; trade-off solution.*

Lista de acrónimos

ACR	Air Change Rate
AEMET	Agencia Estatal de Meteorología
DGI	Discomfort Glare Index
FIC	Fundación para la Investigación del Clima
HJPSO	Hooke-Jeeves Particle Swarm Optimization
HVAC	Heating, Ventilating and Air Conditioning
L6	Laboratorio 6 del CDdi-CIESOL-ARFRISOL
LPD	Long-term Percentage of Dissatisfied
MAE	Mean Absolute Error
MODE	Multi-Objective Differential Evolution
MOGA	Multi-Objective Genetic Algorithm
MOO	Multi-Objective Optimization
MOPSO	Multi-Objective Particle Swarm Optimization
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
nZEB	nearly-Zero Energy Building
PCAO	Parametrized Cognitive Adaptive Optimization
PMV	Predicted Mean Vote
PPD	Predicted Percentage Dissatisfied
PDTC	Personalized Dynamic Thermal Comfort

SCADA	Sistema de supervisión y adquisición de datos
SPEA-LS	Strength Pareto Evolutionaty Algorithm with Local Search
UAL	Universidad de Almería
UDI	Useful Daylight Illuminance

Lista de símbolos

x_i	Variable de decisión. Referido a redes neuronales, señal de entrada a la neurona.
x	Vector solución.
$f(x)$	Función objetivo. Referido a redes neuronales, función de activación.
$F(x)$	Problema de optimización.
$g(x)$	Restricción de tipo desigualdad.
$h(x)$	Restricción de tipo igualdad.
Ω	Espacio de búsqueda, espacio factible.
ω	Peso de cada objetivo.
λ	Función auxiliar para método Minimax y por alcance de metas.
p_{kWh}	Precio en euros de un kWh [€/kWh].
E	Consumo eléctrico [kWh].
m	Masa [kg].
C_p	Calor específico [J/kg°C].
T	Temperatura [°C].
Q	Aporte calorífico [W].
c	Factor de conversión de julio a kilovatio-hora [kWh/J].
h_c	Coefficiente de convección [W/m²K].
h_r	Coefficiente de radiación [W/m²K].
A	Área de contacto [m²].
I	Radiación [W/m²].
$SHGC$	Coefficiente de ganancia solar.
IAC	Coefficiente de atenuación solar.
θ	Ángulo de incidencia.
v	Velocidad [m/s].
ρ	Densidad [kg/m³].
q	Caudal [m³/s].

p	Presión [Pa].
M	Generación de calor metabólica [W/m ²].
W	Referido a redes neuronales, umbral.

Subíndices

$*$	Referido a una variable de decisión, solución deseada.
1	Referido a la variable temperatura.
2	Referido a la variable iluminancia.
UL	Referido a una variable, su límite superior.
LL	Referido a una variable, su límite inferior.
a	Referido al aire.
in	Referido al interior.
out	Referido al exterior.
s	Referido a una temperatura, superficie.
∞	Referido a una temperatura, del fluido.
imp	Referido al impulso.
ret	Referido al retorno.
$conv$	Referido a la convección.
$glass, w$	Referido a la ventana.
fv	Referido la ventilación forzada.
$nvnt$	Referido a la ventilación natural.
inf	Referido a las infiltraciones.
$iGain$	Referido a las ganancias internas.
df	Referido a la radiación difusa.
dr	Referido a la radiación directa.
p	Referido a las personas.
ea	Referido a los aparatos eléctricos.
cl	Referido a la ropa.

Índice de figuras

1.1. Consumo energético por sectores durante el año 2015 en la Eurozona. . . .	2
1.2. Arquitectura de control jerárquica propuesta en CIESOL.	3
1.3. Frentes de Pareto para el día 21/04/17.	6
1.4. Perfiles de consignas óptimas para el día 25/03/17.	7
1.5. Perfiles de consignas óptimas para el día 21/04/17.	7
1.6. Perfiles de consignas óptimas para el día 22/06/17.	8
1.7. Perfiles de consignas óptimas para el día 10/07/17.	8
2.1. Edificio cDdI-CIESOL-ARFRISOL.	14
2.2. Retranqueo de ventanas en fachada este.	15
2.3. Instalación de captadores solares.	16
2.4. Esquema de la instalación de frío solar.	16
2.5. Incidencia de las medidas adoptadas durante el período de invierno.	17
2.6. Incidencia de las medidas adoptadas durante el período de verano.	17
2.7. Distribución de módulos de adquisición.	21
3.1. Frente de Pareto.	25
3.2. Resumen de métodos más utilizados en la literatura.	30
4.1. Modelo de una red neuronal artificial. Analogía con neurona biológica. . . .	49
4.2. Resumen de funciones de activación.	50
4.3. Red neuronal multicapa.	50
4.4. Estrategia seguida para modelado de iluminancia.	51
5.1. Resultados de la red neuronal para el conjunto de datos de validación. . . .	58
5.2. Análisis de regresión para los datos de validación.	59
5.3. Evaluación del polinomio que relaciona voltaje e iluminancia y error máximo cometido.	60
5.4. Resultados del modelo completo para distintos ensayos con aportación de luz artificial.	61

5.5. Evaluación del polinomio que relaciona voltaje y consumo eléctrico y error absoluto máximo cometido.	63
5.6. Variación del frente de Pareto en función de las iteraciones para MOPSO. Población inicial constante en 150.	64
5.7. Variación del frente de Pareto en función de la población inicial para MOPSO. N° de iteraciones constante en 120.	65
5.8. Frente de Pareto ideal y obtenido con parámetros fijados.	66
5.9. Frentes de Pareto para el día 25/03/17. Comparación MOPSO y NSGA-II.	68
5.10. Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 25/03/17.	70
5.11. Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 21/04/17.	70
5.12. Frentes de Pareto para el día 25/03/17.	72
5.13. Discomfort en función de consignas óptimas para el día 25/03/17.	73
5.14. Consumo en función de consignas óptimas para el día 25/03/17.	74
5.15. Frentes de Pareto para el día 21/04/17.	75
5.16. Discomfort en función de consignas óptimas para el día 21/04/17.	76
5.17. Consumo en función de consignas óptimas para el día 21/04/17.	77
5.18. Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 22/06/17.	79
5.19. Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 10/07/17.	79
5.20. Frentes de Pareto para el día 22/06/17.	80
5.21. Discomfort en función de consignas óptimas para el día 22/06/17.	81
5.22. Consumo en función de consignas óptimas para el día 22/06/17.	82
5.23. Frentes de Pareto para el día 10/07/17.	83
5.24. Discomfort en función de consignas óptimas para el día 10/07/17.	84
5.25. Consumo en función de consignas óptimas para el día 10/07/17.	85
5.26. Perfiles de consignas óptimas para el día 25/03/17.	87
5.27. Perfiles de consignas óptimas para el día 21/04/17.	87
5.28. Perfiles de consignas óptimas para el día 22/06/17.	88
5.29. Perfiles de consignas óptimas para el día 10/07/17.	88
5.30. Representación de frentes de Pareto y soluciones óptimas seleccionadas a lo largo del día 21/04/17.	89
5.31. Representación de frentes de Pareto y soluciones óptimas seleccionadas a lo largo del día 22/06/17.	90
5.32. Perfil para precio de la electricidad en el escenario 1.	92
5.33. Consignas óptimas generadas para el escenario 1 el día 21/04/17.	93
5.34. Consignas óptimas generadas para el escenario 1 el día 10/07/17.	93
5.35. Frentes de Pareto generados para el escenario 1 el día 21/04/17.	94
5.36. Frentes de Pareto generados para el escenario 1 el día 10/07/17.	95
5.37. Perfil para precio de la electricidad en el escenario 2.	96

5.38. Consignas óptimas generadas para el escenario 2 el día 21/04/17.	97
5.39. Consignas óptimas generadas para el escenario 2 el día 10/07/17.	97
5.40. Frentes de Pareto generados para el escenario 2 el día 21/04/17.	98
5.41. Frentes de Pareto generados para el escenario 2 el día 10/07/17.	99

Índice de tablas

1.1. Ahorro energético en términos porcentuales.	9
1.2. Planificación temporal y resumen de horas.	11
2.1. Sensores en el interior del edificio CIESOL.	18
2.2. Sensores en la estación meteo-radiométrica del edificio CIESOL.	19
3.1. Estado del arte.	32
4.1. Sensación térmica asociada al índice PMV.	40
4.2. Recomendaciones sobre iluminancia para trabajos de oficina.	40
4.3. Generación de calor metabólica en tareas típicas de oficina.	47
4.4. Definición de entradas y salidas de la red neuronal.	53
5.1. Resumen de errores en modelos propuestos	62
5.2. Parámetros seleccionados para el algoritmo MOPSO.	66
5.3. Parámetros seleccionados para el algoritmo NSGA-II.	66
5.4. Tiempo de cómputo, en segundos, para obtención de frentes de Pareto para el día 25/03/17.	68
5.5. Ahorro energético en términos porcentuales.	91

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

Hoy en día, el futuro energético del planeta es motivo de cierta preocupación y es por ello que conceptos como eficiencia energética y sostenibilidad han crecido en popularidad. En esta línea, distintos estudios apuntan a que uno de los principales consumidores de energía son las viviendas y edificios. Según los últimos datos de EUROSTAT, los edificios, ya sean públicos o viviendas, consumen un 38 % de la energía en la Eurozona, figura 1.1 (Eurostat, s.f.). Además, este sector genera hasta un 36 % de las emisiones de CO₂ a nivel mundial (Castilla, Álvarez, Rodríguez, y Berenguel, 2014). Por este motivo, se ha podido comprobar un crecimiento en la implantación de distintas medidas, en gran parte gracias a la promoción subvencionada por distintos organismos internacionales, que corrigen esta tendencia y aseguran un consumo más sostenible. Entre dichas medidas se distinguen dos tipos: pasivas, incluidas durante el diseño y construcción de edificios, basadas en incrementar la inercia térmica de la edificación (aislamiento, sombreado, etc) y activas, en las cuales se centrará este trabajo, que pretenden variar el comportamiento del edificio incidiendo directamente en sus sistemas.

Sin embargo, se plantea una pregunta, ¿es preciso renovar todo el tejido edificado para alcanzar un sistema eficiente y energéticamente competitivo? Para dar respuesta a esta problemática, han surgido las ya mencionadas medidas activas, basadas en la automática y control de procesos, que permiten mejorar el rendimiento tanto en construcciones recientes, con medidas pasivas incluidas, como en construcciones convencionales.

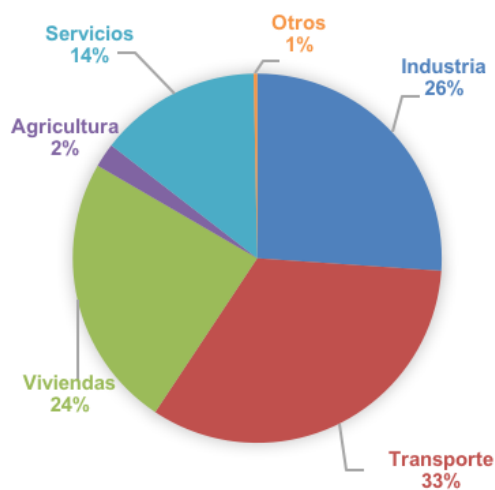


Figura 1.1: Consumo energético por sectores durante el año 2015 en la Eurozona (Eurostat, s.f.).

Lo cierto es que las personas pasan hasta un 80 % de su vida en los edificios; por este motivo, la comodidad y el bienestar de los usuarios debe asegurarse en todo momento, ya que factores como su productividad o, incluso, su salud, tienen una fuerte dependencia de su confort (Castilla et al., 2014). Este bienestar viene descrito por distintos parámetros que evalúan el confort térmico, visual o la calidad del aire interior. Ciertamente, no es sorprendente que el consumo energético en este sector provenga fundamentalmente del uso de sistemas de climatización, atisbándose un claro compromiso entre eficiencia energética y confort. En este aspecto es en el que entran en juego las medidas activas, que se basan en el uso de sensores y actuadores coordinados por un control jerárquico que optimiza el uso energético del edificio en base a cierto criterio de confort. Dichos objetivos, eficiencia energética y consecución de cierto confort, están claramente contrapuestos, dado que, si se prima un bajo consumo energético, el grado de confort en el edificio será deficiente, y viceversa. Queda patente la necesidad de abordar un problema de optimización multiobjetivo, donde uno o más objetivos entran en conflicto entre sí (Liu, Yang, y Whidborne, 2003).

Enmarcado en el razonamiento expuesto, el presente Trabajo Fin de Grado (TFG) pretende llevar a cabo el estudio, implementación y análisis de resultados de la incorporación de un sistema optimizador de consignas que garantice la eficiencia energética, así como confort de los usuarios en el centro Mixto CIESOL (Centro de Investigación en Energía SOLar)¹ situado en la Universidad de Almería.

¹Véase www.ciesol.es

Este edificio es considerado como una construcción bioclimática, esto es, integra diversas medidas pasivas en su arquitectura que lo hacen más eficiente energéticamente que otras construcciones convencionales. Además, posee una arquitectura de control jerárquico multicapa, figura 1.2, propuesto en el trabajo presentado por Castilla, Rodríguez, Álvarez, Berenguel, y Bordóns (2016) que aprovecha las ventajas de los elementos constructivos del edificio para lograr una gestión sostenible del uso de la energía. Esta arquitectura de control se compone en distintas capas: i) la capa superior, encargada de la generación de consignas óptimas que aseguren la consecución de los distintos objetivos planteados a lo largo del día; ii) la capa intermedia, encargada de adaptar a las consignas calculadas por el nivel superior a los datos actualizados; iii) la capa inferior, encargada del control individual de cada actuador de manera que se sigan determinadas consignas impuestas por las capas superiores. Por tanto, es la capa superior la que será objeto de estudio para este trabajo fin de grado.

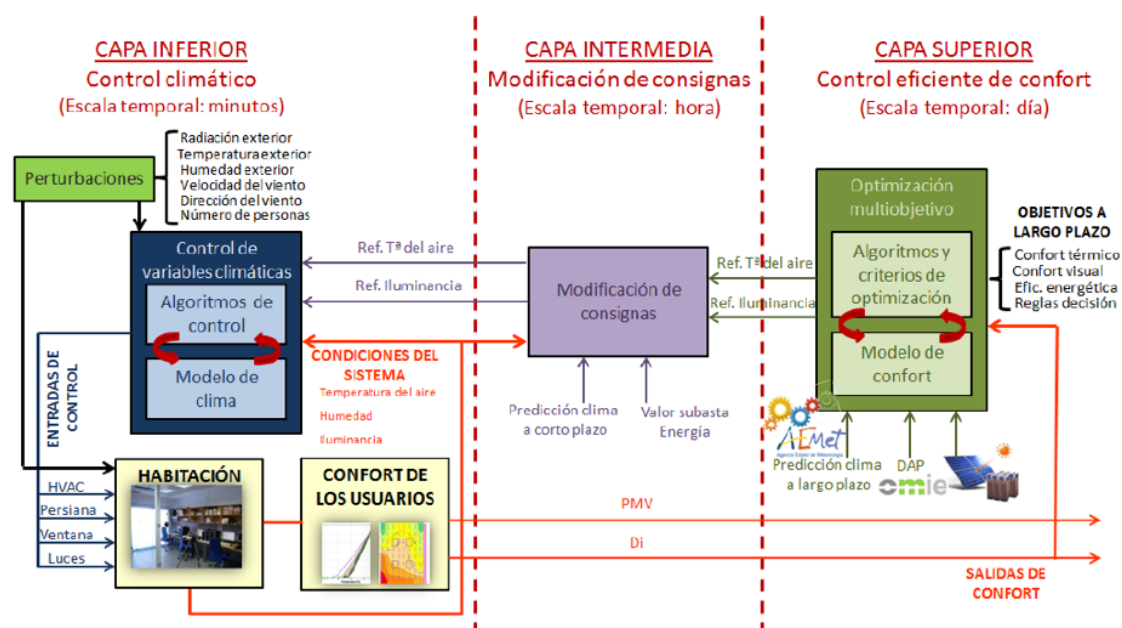


Figura 1.2: Arquitectura de control jerárquica propuesta en CIESOL (Castilla et al., 2016).

1.2. Contexto

El presente TFG supone para su autora la culminación de los estudios de Grado en Ingeniería Electrónica Industrial por la Universidad de Almería, cursados en el período comprendido entre 2013 y 2017.

Se trata de una de las propuestas ofrecidas por el Grupo de Investigación TEP-197 Automática, Robótica y Mecatrónica (ARM) bajo el marco del proyecto ENERPRO², «Estrategias de control y gestión energética en entornos productivos con apoyo de energías renovables» (DPI2014-56364-C2-1-R), financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER). Este proyecto trata del análisis, diseño y aplicación de técnicas de modelado, control y optimización para conseguir una gestión eficiente de la energía, agua y CO₂ en sistemas productivos apoyados en las energías renovables y sistemas de almacenamiento. Mediante el mismo, se pretende demostrar cómo el control automático permite obtener ahorros económicos y disminuir el consumo de recursos y consecuente impacto medioambiental de la actividad humana.

El desarrollo de este trabajo ha tenido lugar en el edificio CDdI-CIESOL-ARFRISOL y su contenido se ha apoyado parcialmente en los trabajos llevados a cabo durante las prácticas curriculares desarrolladas entre los meses de febrero y abril de 2017 en el mismo.

1.3. Objetivos

El principal objetivo será, por ende, completar la arquitectura de control jerárquica de CIESOL implementando, en la capa superior de la misma, un sistema que trate de alcanzar, en la medida de lo posible, los siguientes objetivos: (i) confort térmico, (ii) confort visual, (iii) eficiencia energética, esto es, garantizar el mínimo consumo energético que, por tanto, será la principal restricción para la consecución de los objetivos (i) y (ii).

Esto se llevará a cabo resolviendo un problema de optimización que recoja los distintos objetivos a conseguir, esto es, grado confort y bajo consumo energético. Estos objetivos, en principio contrapuestos, presentan la necesidad de uso de estrategias de optimización multiobjetivo. Se plantean varios subobjetivos en el desarrollo de este trabajo, resumidos a continuación:

- Definición del marco multiobjetivo del problema de confort vs eficiencia energética.
- Obtención/modificación los modelos existentes para adaptarlos a este enfoque multiobjetivo.
- Estudio y selección de algoritmos de optimización multiobjetivo.
- Propuesta de algoritmo de selección post-optimización.
- Análisis de escenarios y validación del sistema propuesto.

²Véase www2.ual.es/enerpro/

1.4. Resumen de resultados

El principal resultado aportado en este trabajo fin de grado es un algoritmo ideado para calcular las consignas óptimas, temperatura e iluminancia, bajo ciertas condiciones de contorno, esto es, ciertas condiciones climáticas internas y externas, para el laboratorio 6 del edificio CIESOL con el fin de obtener cierto confort térmico y visual de los usuarios asegurando un bajo coste energético. Debido a que los objetivos se encuentran en contraposición, no habrá una única solución óptima, sino un conjunto de soluciones de compromiso o frente de Pareto. Por lo que tras cada optimización, se deberá proceder a una etapa de procesado post-optimización para decidir cuál de las soluciones de compromiso obtenidas se adapta mejor al problema. Este proceso se llevará a cabo una vez cada hora, desde las 8 a.m hasta las 5 p.m, por lo que en total se calculan diez consignas al día y, por tanto, diez frentes de Pareto. Para más detalles sobre cómo se realiza la optimización de consignas, se aconseja consultar el capítulo 4.

En el capítulo 5, se exponen los frentes de Pareto para cuatro días ejemplo. A modo ilustrativo, en la figura 1.3 se recogen los frentes de Pareto obtenidos por el sistema optimizador para uno de estos días, en concreto el día 21/04/17, siendo este un día típico de abril con una ocupación variable en el laboratorio entre cero y cuatro personas a lo largo del horario laboral. En ella, se muestra la evaluación de los objetivos de optimización planteados - disconfort, descrito por un índice que incluye confort térmico y visual, y consumo energético, consúltese la sección 4.2 para la definición de las funciones objetivo - para cada solución eficiente hallada, así como la solución seleccionada en la etapa de post-optimización marcada con un rombo negro. A partir de dichas soluciones finales, se puede sintetizar los resultados de un día en un perfil de consignas de temperatura e iluminancia.

En las figuras 1.4, 1.5, 1.6 y 1.7, se muestran las consignas óptimas obtenidas por el sistema para las condiciones de cuatro días distintos, donde en azul se representa el perfil de consignas pasado a las capas inferiores de la arquitectura de control y en rojo se representa la consigna ideal desde el punto de vista del confort del usuario.

Para una mejor comprensión, se deben tener en cuenta ciertas consideraciones:

- La temperatura ideal desde el punto de vista del confort representada en las figuras se calcula a través del índice conocido como Predicted Mean Vote (PMV) y propuesto por Fanger (1972). Este índice, a través de ciertas condiciones climáticas, indica el confort térmico de los usuarios en una escala de -3 a +3, significando estos extremos frío y calor, respectivamente. La temperatura ideal para el confort de los usuarios se da cuando el PMV se anula.
- Se considera que, en base a las actividades desarrolladas en el edificio CIESOL, la iluminancia ideal es de 500 lux.

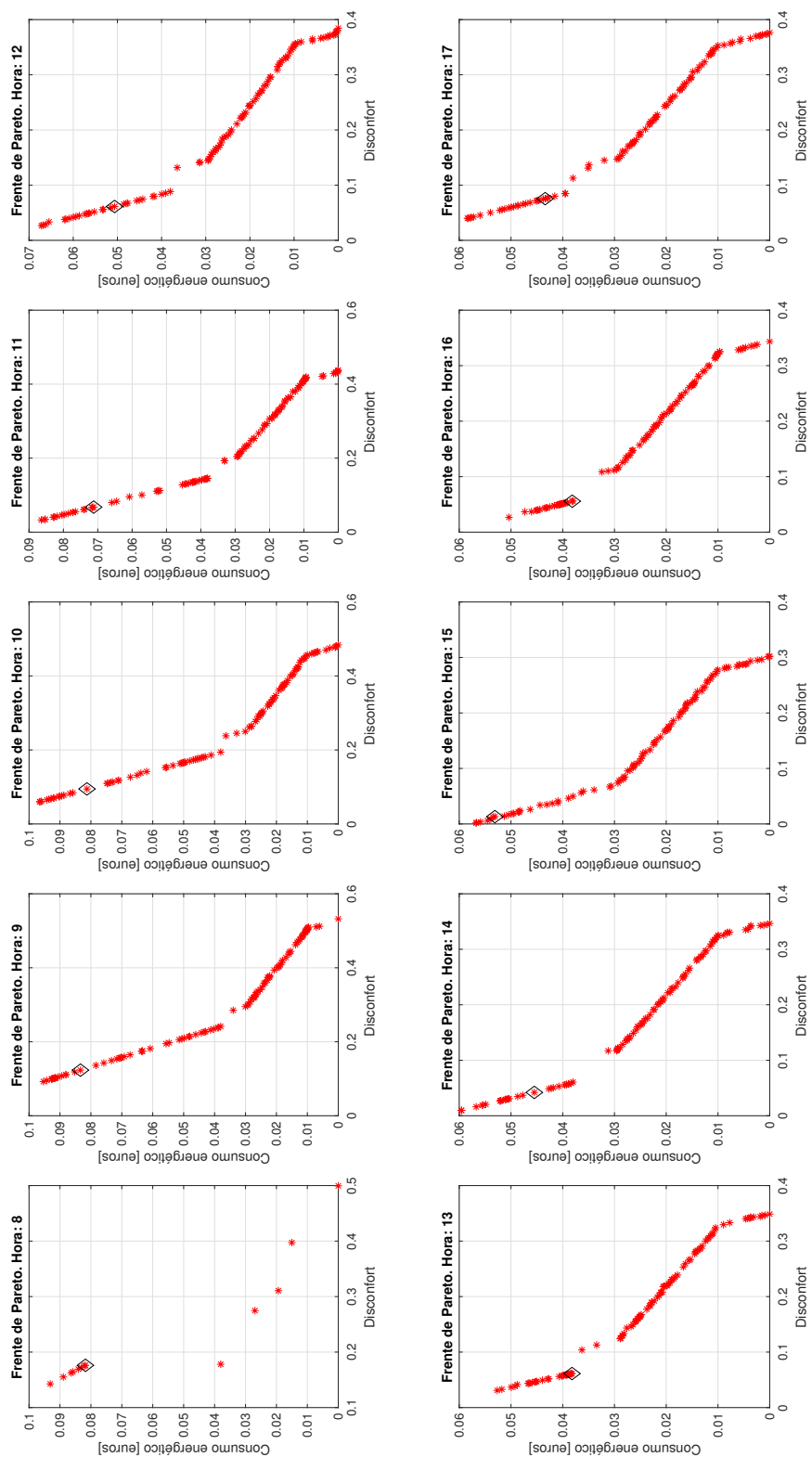


Figura 1.3: Frentes de Pareto para el día 21/04/17.

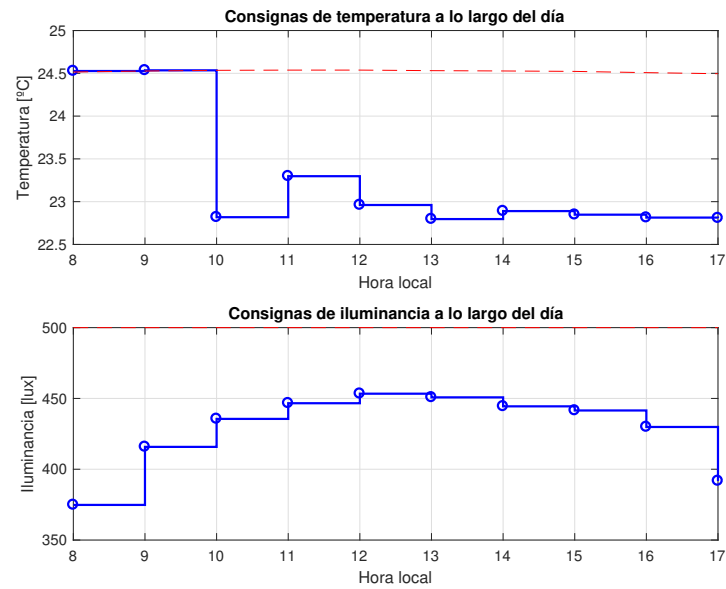


Figura 1.4: Perfiles de consignas óptimas para el día 25/03/17.

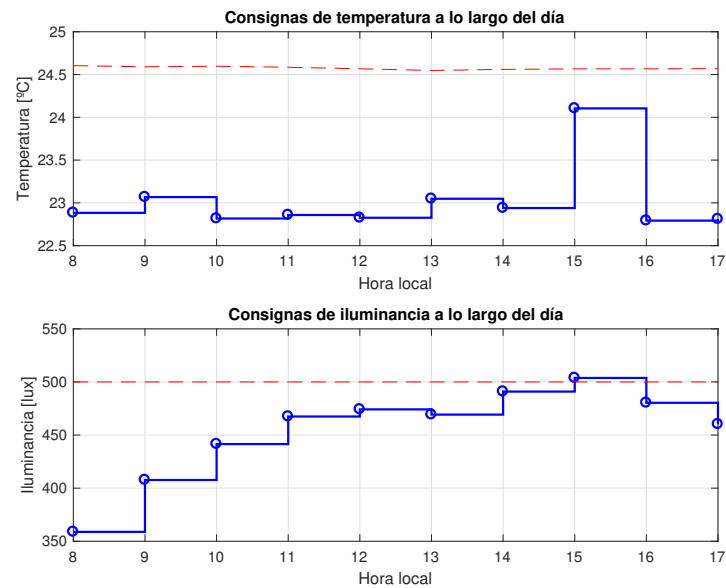


Figura 1.5: Perfiles de consignas óptimas para el día 21/04/17.

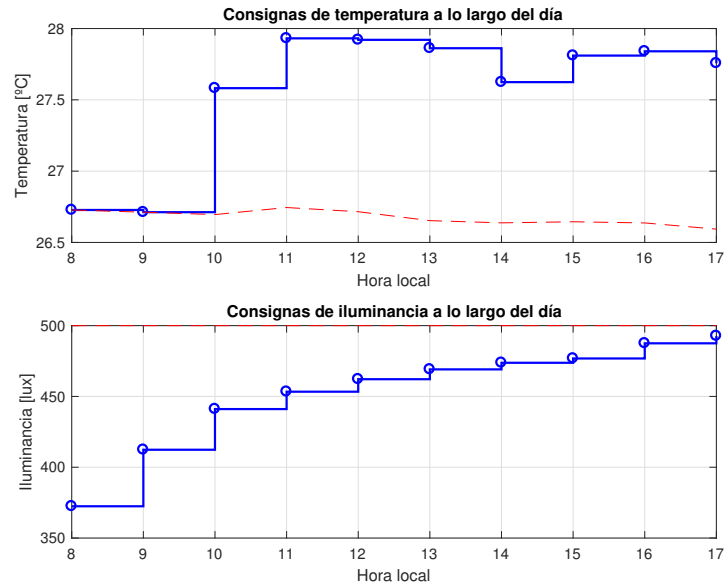


Figura 1.6: Perfiles de consignas óptimas para el día 22/06/17.

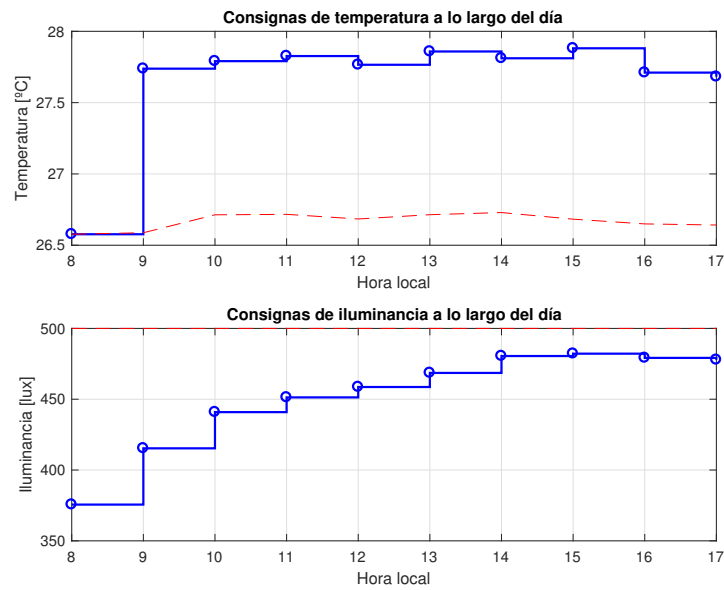


Figura 1.7: Perfiles de consignas óptimas para el día 10/07/17.

- Las figuras 1.4 y 1.5 corresponden a un día ejemplo de marzo y abril, respectivamente, donde se considera que la instalación funciona en modo invierno. Las figuras 1.6 y 1.7 corresponden a un día ejemplo de junio y julio, respectivamente, donde se considera que la instalación funciona en modo verano.
- Se ha decidido importar el término inglés *discomfort* para expresar el malestar o incomodidad respecto a las condiciones ambientales. Esta nomenclatura se mantendrá durante todo el trabajo fin de grado.

En el capítulo 5, se incluye un análisis en profundidad de los resultados obtenidos.

Por último, se ha realizado una estimación de los ahorros energéticos en términos relativos. Dicha estimación se realiza considerando que los usuarios tienden al punto óptimo de confort, olvidando el consumo energético que supone, por lo que las consignas arrojadas por el sistema de optimización supondrían un ahorro energético, en relación a dicho punto, que varía de media entre el 7.2 % y 19 % al día, tabla 5.5, para los días seleccionados a modo de ejemplo.

Tabla 1.1: Ahorro energético en términos porcentuales.

Hora	Caso 25/03	Caso 21/04	Caso 22/06	Caso 10/07
8 a.m	0	12.2	0	0
9 a.m	0	12.6	0	0.5
10 a.m	11.6	15.8	30.1	36.1
11 a.m	9.2	17.6	8.7	5.5
12 a.m	12.2	24.6	6.5	4.8
1 p.m	13.5	27.5	6.4	6.2
2 p.m	12.2	23.7	6.1	7.3
3 p.m	12.8	6.4	7.1	5.6
4 p.m	12.0	24.3	3.8	4.4
5 p.m	12.2	25.7	3.7	6.8
Promedio	9.6	19.0	7.2	7.7

1.5. Fases de desarrollo y planificación temporal

Las distintas fases de desarrollo que se han proyectado para el trabajo fin de grado propuesto se detallan a continuación y, posteriormente, se recoge en la tabla 1.2 un resumen de la planificación temporal para cada actividad:

- **Estudio bibliográfico (A).** Se ha realizado una revisión del estado del arte en materia de optimización multiobjetivo, centrando la atención en aquellas aplicaciones relativas a la búsqueda de confort de los usuarios de cierto edificio con criterios de eficiencia energética.
- **Análisis del edificio CIESOL (B).** Previamente a la formulación del problema, se ha llevado a cabo un estudio pormenorizado de las estrategias y sistemas ya implementados en el edificio y se ha determinado si es preciso incluir nuevos sistemas o modificar los existentes.
- **Análisis de variables (C).** Recopilación y/o obtención de modelos. Es necesario establecer cuál es el objetivo a conseguir con la optimización y qué variables entran en juego. Una vez conocidas, ha sido imprescindible la recopilación u obtención de modelos que relacionen dichas variables.
- **Propuesta (D), implementación (E) y evaluación (F) de la estrategia de optimización multiobjetivo.** Se ha formulado la función de coste que defina el problema de optimización e implementado un algoritmo que lleve a cabo la optimización de dicha función, obteniéndose los valores óptimos de las variables deseadas. En este caso, se han obtenido consignas óptimas.
- **Validación de la estrategia (G).** Se ha realizado una estimación del rendimiento energético teórico que se lograría con la implementación de este sistema.
- **Elaboración de la memoria para trabajo fin de grado (H).** Por último, se ha procedido a la redacción de una memoria que explique cómo se han llevado a cabo cada uno de los pasos resumidos anteriormente, así como los resultados obtenidos.

De forma global, se han destinado 455 horas a la realización de este TFG. Sin embargo, cabe destacar que las horas destinadas a las actividades A, B, C y D se han desarrollado parcial o completamente durante la estancia en prácticas curriculares en el Centro Mixto CIESOL y se incluyen en la planificación por ser actividades fundamentales para el desarrollo del presente trabajo.

1.6. Estructura de la memoria.

La memoria ha sido estructurada con el objetivo de acompañar al lector por todo el proceso de optimización.

En el capítulo 2, se presentará el edificio c-DdI-CIESOL-ARFRISOL, espacio donde se aplicará la optimización. Este capítulo permitirá al lector conocer el contexto y los materiales con los cuales se llevará a cabo el proceso de optimización.

Tabla 1.2: Planificación temporal y resumen de horas.

Mes	Semana	A	B	C	D	E	F	G	H	Total Semana	Total Mes
Febrero	1	15	5	-	-	-	-	-	-	20	35
	2	10	5	-	-	-	-	-	-	15	
Marzo	3	5	5	-	5	-	-	-	-	15	80
	4	5	5	5	-	-	-	-	-	15	
	5	-	-	15	5	-	-	-	-	20	
	6	-	-	15	-	-	-	-	-	15	
	7	-	-	15	-	-	-	-	-	15	
Abril	8	-	-	15	-	-	-	-	-	15	35
	9	-	-	5	-	-	-	-	-	5	
	10	-	-	-	5	-	-	-	-	5	
	11	-	-	-	-	10	-	-	-	10	
Mayo	12	-	-	-	-	10	-	-	-	10	50
	13	-	-	-	-	10	-	-	-	10	
	14	-	-	-	-	10	-	-	-	10	
	15	-	-	-	-	10	-	-	-	10	
	16	-	-	-	-	-	-	-	10	10	
Junio	17	-	-	-	-	-	-	-	5	5	85
	18	-	-	-	-	-	-	-	5	5	
	19	-	-	-	-	25	-	-	10	35	
	20	-	-	-	-	15	10	-	15	40	
Julio	21	-	-	-	-	-	20	-	20	40	170
	22	-	-	5	-	-	10	10	20	45	
	23	-	-	5	-	-	10	10	20	45	
	24	-	-	-	-	-	-	5	35	40	
Total:	Por Actividad	35	20	80	15	90	50	25	140	Global	455

El capítulo 3 ha sido destinado a una introducción teórica del concepto de optimización multiobjetivo, así como a una presentación de los paradigmas actuales en cuanto a optimización multiobjetivo en edificación se refiere. De esta manera, el lector podrá comprender mejor la base teórica sobre la que se sustenta este trabajo fin de grado.

En el capítulo 4, se ha realizado la propuesta del sistema optimizador de consignas. En él se recogen todas las consideraciones, diseño y características principales del mismo.

En el capítulo 5 se exponen los resultados principales que se han obtenido durante la realización de este trabajo fin de grado. En él, además, se realiza un análisis de distintos casos para los cuales el sistema propuesto ha sido evaluado.

Por último, el capítulo 6 contiene unas breves conclusiones y la propuesta de distintas líneas compartidas con este trabajo, en las cuales se puede seguir trabajando.

Cabe destacar que los materiales y métodos han sido mencionados a lo largo de la memoria en los apartados que se ha estimado convenientes, no habiendo expresamente ninguna sección que los recoja.

Capítulo 2

Descripción del edificio C-DdI-CIESOL-ARFRISOL

2.1. Marco de investigación.

Durante el período entre 2005 y 2012, el conocido como Ministerio de Educación y Ciencia y, posteriormente el Ministerio de Ciencia e Innovación, promovieron el Proyecto Singular de carácter estratégico sobre Arquitectura Bioclimática y Frío solar. Lo que trataba de demostrar este proyecto era que la arquitectura bioclimática y la energía solar de baja temperatura como un elemento esencial para lograr un futuro realmente eficiente. Así, mediante el uso de arquitectura bioclimática y energía solar en el acondicionamiento térmico de edificios públicos, este proyecto pretende conseguir hasta un ahorro del 70 %, así como contribuye a la disminución de emisiones de CO₂. Asimismo, a través de sistemas solares activos, tales como paneles fotovoltaicos o captadores solares, se busca una disminución del consumo energético de hasta un 20 % (Castilla, Álvarez, Rodríguez, y Berenguel, 2015).

Con motivo de este proyecto, se construyeron un total de cinco edificios públicos distribuidos por la geografía española, para su análisis y monitorización. Uno de ellos, fue construido en el campus de la Universidad de Almería, siendo el subproyecto 2 (SP2), es, precisamente, el edificio donde se ha desarrollado el presente trabajo fin de grado: C-DdI-CIESOL-ARFRISOL. Los principales objetivos que se buscaban en la construcción de cada uno de los edificios eran: (i) el estudio de las condiciones climáticas de la zona; (ii) el estudio de la orientación óptima para la construcción; y (iii) el estudio de estrategias de ahorro energético, ya sean pasivas o activas, adoptadas en el edificio (Castilla et al., 2015).

2.2. El edificio C-DdI-CIESOL-ARFRISOL.

El edificio C-DdI-CIESOL-ARFRISOL, figura 2.1, es un edificio bioclimático localizado en el campus de la Universidad de Almería. Tiene una superficie de 1071.92 m² dividida en dos plantas. En concreto, consta de siete despachos con orientación este, seis de ellos en la planta baja y un único despacho en la planta alta, así como ocho laboratorios con orientación norte distribuidos en ambas plantas. Además, dispone de otras estancias como una nave-taller, aseos y una cocina.



Figura 2.1: Edificio cDdI-CIESOL-ARFRISOL.

Este edificio, como se ha comentado, ha sido construido siguiendo ciertos criterios de arquitectura bioclimática, por lo que cuenta tanto con estrategias pasivas, esto es, aquellas que aprovechan las características ambientales del emplazamiento; como con medidas activas, esto es, aquellas que a través del uso de energías renovables y tecnología actúan directamente sobre el edificio y su estado. En la sección 2.2.1, se desarrollan brevemente las principales medidas adoptadas.

Además, para la monitorización del comportamiento del edificio, es necesario disponer de una amplia red de sensores, centralizados en un sistema de medida y adquisición adecuado. Son estos datos los que permitirán la comprensión de la incidencia de las diferentes medidas implantadas en el ahorro energético. En la sección 2.2.2 se describe brevemente los componentes de esta red.

2.2.1. Medidas bioclimáticas.

Entre las distintas medidas adoptadas en el edificio, se pueden destacar las siguientes:

- **Cerramientos:** son un elemento fundamental en la construcción de un edificio, puesto que facilitan o no la captación de energía proveniente del sol, esta energía se traduce en incrementos de la temperatura del edificio. Según la orientación de la fachada, se han colocado distintos cerramientos. En las fachadas norte y oeste, están compuestos por chapa ondulada en la parte exterior, aislamiento y un bloque de termo arcilla. En cambio, en las fachadas sur y este, el cerramiento consiste en una fachada ventilada con revestimiento exterior cerámico, cámara de aire, aislamiento de poliuretano y un muro interior de alta inercia térmica. Este tipo de cerramientos de elevada inercia térmica interior combinados con el uso apropiado de un aislamiento térmico producen un retardo en las condiciones interiores respecto de las exteriores, además de amortiguar las oscilaciones diarias de temperatura en el interior del edificio.
- **Sombreamientos:** este tipo de estrategia tiene como objetivo evitar la incidencia de radiación solar directa en las condiciones internas del edificio. Existen dos tipos de medidas de sombreado: externo e interno. El sombreado externo se realiza a través de cubiertas vegetales, retranqueo de ventanas, figura 2.2, o voladizos para evitar el impacto directo de la radiación solar en la fachada. Por ejemplo, aprovechando la instalación de captadores, se han sombreado los laboratorios y la nave-taller, figura 2.3. Por otra parte, las medidas de sombreado interno, como persianas o cortinas, amortiguan la radiación una vez ya han atravesado los cristales.



Figura 2.2: Retranqueo de ventanas en fachada este.



Figura 2.3: Instalación de captadores solares.

- **Ventilación natural:** esta técnica se utiliza para la refrigeración natural del interior del edificio produciéndose movimientos de aire en su interior. La estrategia para ventilar implantada en el edificio se conoce como ventilación cruzada y se utiliza en la nave, haciendo uso de las rejillas colocadas en los portones con orientación opuesta, norte y sur, y aprovechando la cubierta inclinada para favorecerlo.
- **Instalación de frío solar:** esto es, un sistema activo de climatización basado en energía solar. Para ello, se precisa un campo de captadores solares, un sistema de acumulación de agua caliente, una caldera y una máquina absorción con su torre de refrigeración. En la figura 2.4, se recoge un esquema de su funcionamiento. En condiciones ideales, se puede resumir el funcionamiento como que el agua se calienta en el campo de captadores. Tras ellos, entra en la máquina de absorción, donde se enfría. A la salida, el agua ya posee una temperatura adecuada para inyectarse al sistema de aire acondicionado. Cabe destacar que solo puede enfriar/calefactar en verano/invierno. Por tanto, tiene un modo de funcionamiento por temporada.

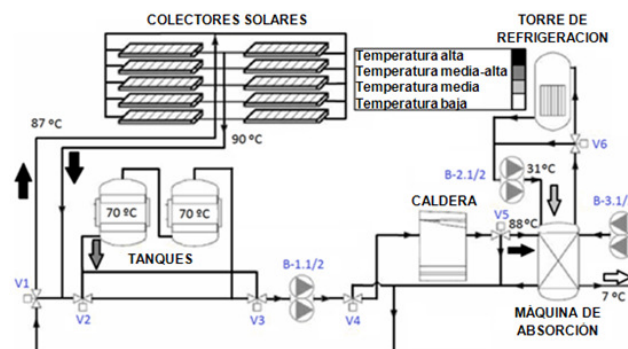


Figura 2.4: Esquema de la instalación de frío solar. Fuente: (Castilla et al., 2015)

Como conclusión, se incluyen dos figuras, 2.5 y 2.6, donde se puede observar el comportamiento de las distintas medidas mencionadas según el período de año.

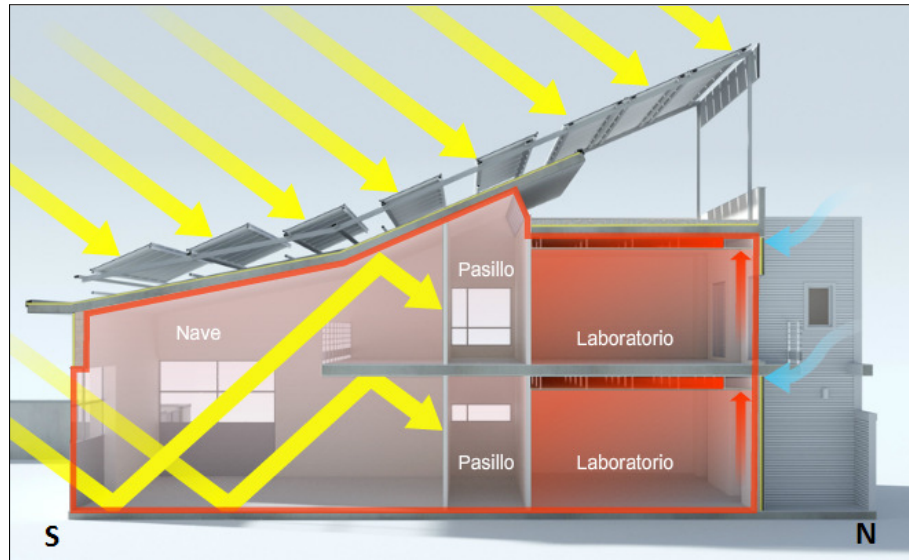


Figura 2.5: Incidencia de las medidas adoptadas durante el período de invierno. Fuente: (Castilla et al., 2015)

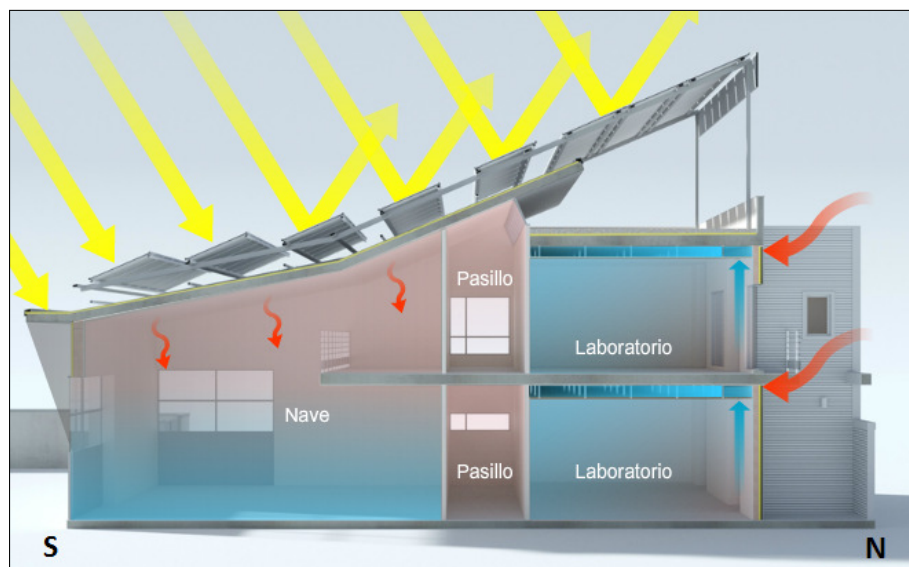


Figura 2.6: Incidencia de las medidas adoptadas durante el período de verano. Fuente: (Castilla et al., 2015)

2.2.2. Red de sensores y actuadores.

En base a las necesidades del edificio: alta disponibilidad de datos, software de adquisición desarrollado en Labview®, alta seguridad de acceso y escalabilidad, distancia máxima de transmisión, nodos permitidos y aspectos legales, se optó por una red cableada por Ethernet, habiendo distribuidos diferentes módulos de adquisición, conectados a un Sistema de supervisión y adquisición de datos (SCADA) basado en Labview®, de National Instruments¹.

En cuanto a los sensores instalados, se pueden considerar cuatro bloques fundamentales que se resumen a continuación, siendo los dos primeros bloques los consultados fundamentalmente durante la elaboración de este trabajo fin de grado.

- **Sensores en el interior del edificio:** dentro de la amplia gama de sensores instalados en el interior, la mayor parte están destinados a analizar el confort de los usuarios en el interior, en concreto, distribuidos en cinco recintos - dos laboratorios, dos despachos y la sala de juntas.

Tabla 2.1: Sensores en el interior del C-DdI-CIESOL-ARFRISOL. Fuente: (Castilla et al., 2015).

Tipo de sensor	Nº de sensores
Temperatura de aire interior	56
Temperatura de superficie	30
Temperatura de cristal	4
Humedad relativa interior	8
Concentración de CO ₂ interior	6
Temperatura del agua en circuito de refrigeración	12
Caudalímetro en el circuito de refrigeración	6
Anemómetro de hilo caliente	3
Apertura/Cierre de puertas	19
Apertura/Cierre de ventanas	9
Entrada/Salida de personas	8
Total	161

- **Sensores en la estación meteo-radiométrica:** en la azotea y fachada del edificio, se disponen de diferentes sensores que recogen las condiciones meteorológicas en cada momento.

¹Véase www.ni.com/es-es.html

Tabla 2.2: Sensores en la estación meteo-radiométrica del C-DdI-CIESOL-ARFRISOL.
Fuente: (Castilla et al., 2015)

Tipo de sensor	Nº de sensores
Radiación global horizontal	1
Radiación difusa	1
Pirheliómetro	1
Pirgeómetro	1
Radiación neta	1
Anemómetro de cazoletas	1
Anemómetro ultrasónico	1
Veleta	1
Veleta sónica	1
Temperatura de aire	5
Humedad relativa	2
Concentración de CO ₂	1
Presión atmosférica	1
Total	18

- **Sensores en la fachada ventilada:** destinados a estudiar el comportamiento térmico del cerramiento situado en la fachada sur.
- **Sensores en la instalación de frío solar:** destinados a monitorizar el funcionamiento de dicha instalación y la efectividad de los diversos controladores en los que se trabaja.

Además de los sensores instalados, para la implantación de medidas activas también es necesaria la distribución de actuadores en las distintas estancias, tales como luminarias regulables, motores para ventanas y persianas, etc. Esta instalación la poseen la sala de reuniones, con orientación sur, y uno de los laboratorios, con orientación norte.

2.2.3. Sistema de supervisión y adquisición de datos (SCADA).

El sistema SCADA fue proyectado en su inicio para comprobar las diferencias entre el comportamiento del edificio en simulación y real. Pero además, los datos recogidos son útiles para identificación de los malos hábitos de los usuarios en el uso de la energía, estudios de confort y el coste energético asociado, evaluación de las medidas pasivas que incluye el edificio o sistemas de control que puedan diseñarse como medida activa (Castilla et al., 2015).

En el caso expuesto, el sistema SCADA fue dividido en varios módulos de adquisición, supervisión y análisis desarrollados con Labview®, que facilita la interfaz, las comunicaciones y la gestión de la información. En cuanto a los algoritmos de control, estos han sido desarrollados en Matlab® debido a su potencia matemática (Castilla et al., 2015).

- **Módulo de adquisición:** En total, la instalación se divide en diez módulos de recolección de datos conectados vía Ethernet, figura 2.7. En función de su situación, los sensores y actuadores se conectan a uno de los Compact FieldPoint instalados a través de los cuales se envía la información al sistema de supervisión para que lo visualice. La aplicación realiza una comprobación de seguridad del valor recibido por cada canal de forma previa a su almacenamiento.
 - **Módulo de supervisión:** Este módulo se encarga de mostrar en una interfaz amigable los valores que toma cada uno de los sensores. La interfaz se divide en diversas pantallas que muestran cada una de las zonas de interés del edificio.
 - **Módulo de análisis de datos:** Este módulo permite visualizar, filtrar y extraer los datos históricos recolectados por el módulo de adquisición.
-

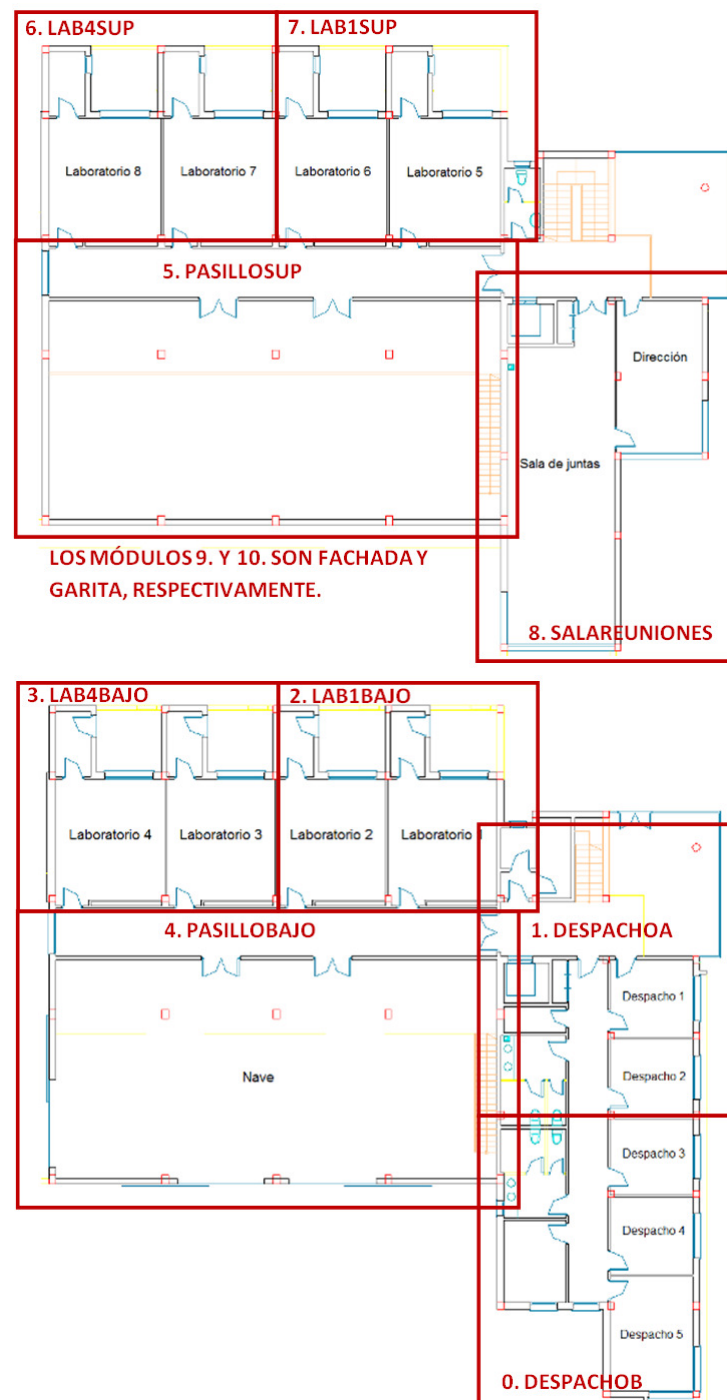


Figura 2.7: Distribución de módulos de adquisición. Fuente: (Castilla et al., 2015)

Capítulo 3

Optimización multiobjetivo en edificación sostenible

Como se ha mencionado anteriormente, el bienestar de los usuarios es primordial cuando se tratan aspectos de ahorro energético (Castilla et al., 2014). Es por ello que cuando se plantea un problema de optimización energética, no se pueden obviar criterios de confort que permitan alcanzar el bienestar de los usuarios. Estos criterios están normalmente contrapuestos al objetivo de ahorro energético, por este motivo un enfoque multiobjetivo se hace imprescindible.

En este capítulo, se procederá a hacer una breve introducción al concepto de optimización multiobjetivo, sección 3.1, y los distintos algoritmos existentes, sección 3.2, haciendo hincapié en su uso para gestión energética en edificios y presentando la situación actual de este campo a través de diferentes casos encontrados en la literatura, sección 3.3.

3.1. Introducción a la optimización multiobjetivo.

En muchos problemas de optimización del día a día, es necesario tener en cuenta diferentes objetivos que satisfacer. Pero, normalmente, estos objetivos están en conflicto, esto es, requieren de una solución de compromiso que satisfaga los requerimientos de todos los objetivos, sin perjudicar en exceso a los demás. Es en estos casos en los que la optimización multiobjetivo se hace necesaria.

En general, un problema de optimización multiobjetivo se puede representar de la siguiente manera (Liu et al., 2003):

$$\text{mín } F(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \quad (3.1)$$

$$\text{s.a } x \in \Omega \quad (3.2)$$

$$\Omega = \left\{ x \left| \begin{array}{l} g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m_1 \\ h_j(x) = 0 \quad j = 1, \dots, m_2 \\ x = [x_1 \dots x_n] \end{array} \right. \right\} \quad (3.3)$$

donde x_i es cada variable de decisión que forma x , el vector solución; $f_l(x)$ es cada función objetivo o función de coste que conforma el problema de optimización $F(x)$; $g_i(x)$ es cada una de las restricciones de tipo desigualdad y $h_j(x)$, cada una de las restricciones de tipo igualdad que acotan el espacio de búsqueda Ω . Generalmente, cuando se habla de optimizar, se refiere a minimización de $F(x)$. Cuando se desee maximizar, sólo habrá que minimizar $-F(x)$.

Cada una de las funciones objetivo, f_l , tendrán un mínimo global; sin embargo, los mínimos de dichas funciones no se alcanzarán simultáneamente para un valor de x , debido a que los objetivos son contrapuestos, esto es, un decremento en uno de los objetivos supone un incremento en otro de ellos; y, en la mayoría de los casos, no es posible su comparación. Por este motivo, la optimización multiobjetivo no se propone buscar soluciones óptimas, ya que no existen, sino soluciones eficientes que permitan que todos los objetivos se acerquen lo máximo posible a su óptimo y que conforman el conocido como frente de Pareto. Todas ellas arrojan una solución de compromiso igualmente válida. Por lo que es imprescindible un proceso de decisión o selección de la mejor solución, basadas en las preferencias del usuario. Estas preferencias pueden tenerse en cuenta *a priori*, *a posteriori* o de manera interactiva durante la optimización (Liu et al., 2003).

El frente de Pareto es un conjunto de soluciones eficientes o no dominadas, dentro del espacio de búsqueda Ω , siendo una solución eficiente o no dominada, x^t , si no existe otra solución $x \in \Omega$ tal que cumpla que $F(x) \leq F(x^t)$ y $F(x) \neq F(x^t)$, suponiendo un problema de minimización (Liu et al., 2003). Esto se puede comprobar en la figura 3.1. En azul, se representa el frente de Pareto para un caso dado, donde las soluciones x_1 y x_3 dominan a la solución x_2 . Por tanto, una solución será eficiente si no existe otra solución que disminuya un objetivo sin causar un incremento simultáneo en otro (Arias, 2005). En la figura 3.1, todos los puntos situados a la derecha del frente de Pareto serán soluciones no eficientes o dominadas.

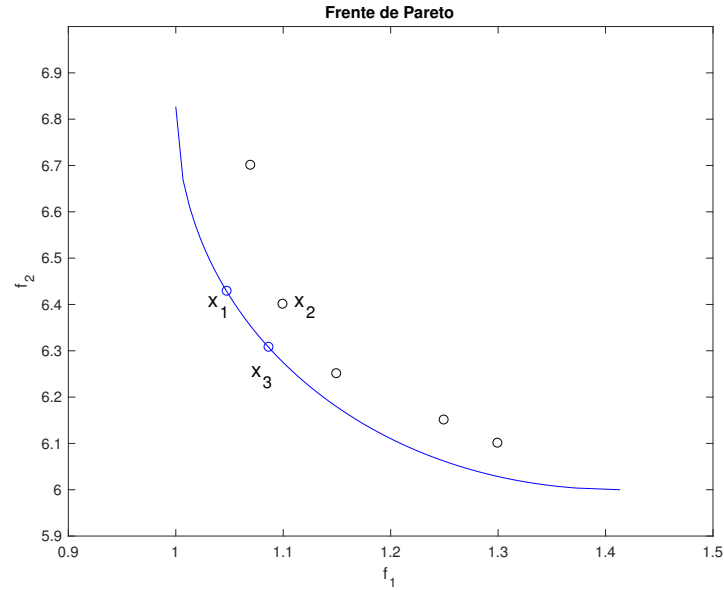


Figura 3.1: Frente de Pareto.

En un problema de optimización multiobjetivo, el conjunto que conforma el frente de Pareto es infinito, por este motivo la resolución de este tipo de problemas siempre comprende dos fases: (i) generación del frente de Pareto; (ii) selección de la mejor solución de compromiso, que deberá ser parte de dicho frente, es decir, ser eficiente o no dominada.

3.2. Algoritmos de optimización multiobjetivo.

En la literatura, se pueden encontrar diferentes procedimientos utilizados para resolver problemas de optimización multiobjetivo. A continuación, se hará un breve repaso dichos métodos y los principales algoritmos basados en ellos. Dentro de los métodos de optimización multiobjetivo clásicos, encontramos los siguientes:

- **Método de la suma ponderada:** este método convierte un problema multiobjetivo en otro monobjetivo, minimizando la suma ponderada de los objetivos. No muestra todas las soluciones posibles en problemas no convexos (Liu et al., 2003). Además, todos los objetivos deben expresarse en las mismas unidades (Arias, 2005).

$$\min_{x \in \Omega} \sum_{j=1}^n \omega_j f_j(x) \quad (3.4)$$

donde ω_i es el peso atribuido a cada objetivo.

- **Método de la restricción ϵ :** este método también convierte el problema multiobjetivo en un problema monobjetivo, optimizando únicamente uno de los objetivos e incluyendo el resto de objetivos como restricciones. Este método sí identifica las soluciones de un problema no convexo, al contrario que el anterior.

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} f_i(x) \\ & \text{s.a. } f_j(x) \leq \epsilon_j \quad j = 1, \dots, n; j \neq i \end{aligned} \quad (3.5)$$

- **Método Minimax:** este método da por hecho que la solución ideal no es factible. Esta solución ideal viene de minimizar cada uno de los objetivos de manera individual, tal que \bar{x}_l es el vector solución de cada optimización individual y f_l^* el valor de la función objetivo para dicho \bar{x}_l . La solución ideal estará formada por esos valores óptimos de la función de coste y será $F^* = [f_1^* f_2^* \dots f_k^*]$. Al estar los objetivos en conflicto, esta solución no pertenece al espacio de búsqueda. Para encontrar la solución de compromiso, se asignan pesos a los diferentes objetivos, expresión 3.6, y se minimiza la desviación que se tiene respecto a la solución ideal (Liu et al., 2003).

$$\bar{\omega}_j = \frac{\omega_j}{f_j^- - f_j(\bar{x}_j)} \quad (3.6)$$

donde f_j^- es el peor de los casos de la tabla de compromiso.

$$f_j^- = \max_{1 \leq l \leq k} f_j(\bar{x}_l) \quad (3.7)$$

En definitiva, el problema se convierte en la expresión 3.8:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} \lambda \\ & \text{s.a. } \bar{\omega}_j (f_j(x) - f_j(\bar{x}_j)) \leq \lambda, \quad l = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (3.8)$$

donde λ es una variable auxiliar.

- **Alcance de metas:** en este enfoque, similar al anterior, se asume que la mejor solución de compromiso es aquella que se encuentra más cercana a un punto ideal establecido por el tomador de decisiones. Para ello, minimizará la máxima desviación: $F_j^d(x) - F_j^d(x)$. Fijando determinados pesos, ω_j , que determinarán la importancia relativa de los objetivos, y la solución deseada, x_d , para la cual se evalúa cada uno de los objetivos $f_j(x_d) = f_j^d$; el problema se puede formular de la siguiente forma (Liu et al., 2003):

$$\begin{aligned} & \min_{x \in \Omega} \lambda \\ & \text{s.a. } f_j(x) - \omega_j \lambda \leq f_j^d, \quad j = 1, \dots, k \end{aligned} \quad (3.9)$$

donde la sumatoria de todos los pesos, ω_j debe ser igual a la unidad; $\sum_{j=1}^n \omega_j = 1$. De dichos pesos dependerá el mayor o menor alcance de la meta para objetivo en cuestión (Liu et al., 2003). Para cada conjunto de pesos seleccionados, existirá una mejor solución de compromiso diferente.

Sin embargo, los métodos más extendidos en el marco de este trabajo son aquellos basados en **algoritmos genéticos y evolutivos**. Estos algoritmos se inspiran en los procesos de evolución que se observan en la naturaleza y son capaces de dar solución a cualquier tipo de problema. Se fundamentan en que el proceso evolutivo se realiza a través de la información contenida en los cromosomas, cuando esta información es mejor, el individuo tendrá mejor descendencia. Es la interacción con el entorno, esto es, la selección natural, la que determina una mejor o peor bondad de los genes. En el proceso de reproducción, tiene lugar una recombinación del material genético portado por los individuos o mutaciones que hacen que la nueva generación sea diferente a la anterior. Además, cabe destacar que en este tipo de algoritmos no hay memoria más allá de la información contenida en los genes (Liu et al., 2003).

El algoritmo genético, por tanto, comienza con una población inicial, que es un conjunto de soluciones posibles. Será necesario evaluar el material genético, información codificada de manera binaria o con valores reales, a través de una función de adecuación, la cual actúa como entorno del individuo y establece la bondad del mismo. Los mejores individuos sufrirán procesos de cruzado y mutación dando lugar a nuevos individuos, o soluciones, que se volverán a evaluar. El proceso suele acabar tras la obtención n generaciones y ofrece un conjunto de soluciones de entre las cuales el diseñador debe escoger la mejor según su criterio.

Algunos de los algoritmos genéticos más utilizados en la literatura son los conocidos como Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA), Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) o Multi-Objective Differential Evolution (MODE). Otro método evolutivo alternativo, que será utilizado en este trabajo fin de grado, es el algoritmo de optimización por enjambre de partículas, conocido por sus siglas en inglés como Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) también presente en la literatura (K. Li, Pan, Xue, Jiang, y Mao, 2017).

Cabe destacar que estos procedimientos basados en métodos heurísticos o probabilísticos no pueden asegurar que las soluciones alcanzadas sean realmente las óptimas. De hecho, en cada proceso de optimización se pueden obtener distintos frentes de Pareto para las mismas condiciones. Sin embargo, presentan otro tipo de ventajas como una alta convergencia o la capacidad de ser aplicados a cualquier tipo de problemas, pues no precisan que las funciones de coste sean derivables (Liu et al., 2003; K. Li et al., 2017).

Optimización por enjambre de partículas (MOPSO).

Este algoritmo está inspirado en la formación de una bandada de pájaros. Cada individuo se ve caracterizado por su posición, velocidad y rendimiento anterior - tiene memoria - y se mueve arbitrariamente por el espacio, actualizándose en función las características propias y de los mejores individuos vecinos o global (Coello y Salazar, 2002; K. Li et al., 2017). Según Coello y Salazar (2002), el algoritmo que rige el MOPSO es el siguiente:

1. Inicializar población, POP de un n° N de partículas.
2. Inicializar la velocidad de cada partícula.
3. Evaluar cada partícula POP[i].

$$POS = F(POP[i])$$

4. Almacenar la posición POS de las partículas no dominadas en el depósito REP.
5. Generar hipercubos del espacio explorado hasta ahora y localizar las partículas de acuerdo a su posición, valor de las funciones objetivo.
6. Inicializar memoria de la partícula, que la guía a través del espacio de búsqueda, sea PBESTS la mejor posición que la partícula ha tenido.

Desde i=0 hasta N

$$PBESTS[i] = POP[i]$$

7. Bucle principal

Mientras no se llegue al máximo número de iteraciones, hacer:

$$VEL[i] = W \cdot VEL[i] + R_1 \cdot (PBESTS[i] - POP[i]) + R_2 \cdot (REP[h] - POP[i])$$

$$POP[i] = POP[i] + VEL[i]$$

Comprobar que soluciones están dentro de límites

$$POS[i] = F(POP[i])$$

Actualizar REP

Actualizar memoria

i++

donde W es el coeficiente de inercia, R₁ y R₂ son números aleatorios comprendidos en [0,1] y REP[h] se escoge con el propósito de compartir adecuación entre hipercubos.

3.3. Paradigmas de optimización multiobjetivo en edificación.

Estos últimos años, con el interés suscitado por la eficiencia energética, se han publicado numerosos artículos y otros estudios sobre optimización energética en el ámbito de la edificación. Principalmente, se pueden distinguir dos vertientes. En primer lugar, aquella que aplica algoritmos de optimización para concretar aspectos constructivos del edificio durante la fase de diseño del mismo, esto es, características que comprenden desde la orientación al dimensionado de la instalación climatizadora (Carluccia, Cattarin, Causoneb, y Pagliano, 2015; Cho, Kima, Leea, y Koo, 2016). En segundo lugar, aquella orientada a incidir activamente en la operación del edificio a través de estrategias de control automático que implican la acción, principalmente, en sistemas de climatización y luminarias, ya sea a través de generación de señales de control o consignas óptimas. En este último caso es en el que se enmarca este trabajo fin de grado.

Normalmente, los criterios principales tenidos en cuenta son el confort de los usuarios, fundamentalmente el térmico, y el ahorro energético. Sin embargo, también se han planteado otros criterios adicionales como la productividad, en el trabajo de Papadopoulos y Azar (2016), o el confort visual, y la calidad del aire, entendiéndose por esta última el contenido del dióxido de carbono en el ambiente, como puede observar en el estudio de Atthajariyakul y Leephakpreeda (2004). En los trabajos de Shaikh, Nor, Nallagownden, y Elamvazuthi (2014); Shaikh, Nor, Nallagownden, Elamvazuthi, y Ibrahim (2016); Shaikh, Nor, Nallagownden, y Elamvazuthi (2016) o Wang, Fang, y Feng (2014); Yang y Wang (2012), se aplican los tres criterios de confort: térmico, visual y calidad de aire.

En cuanto al planteamiento del problema de optimización, pese a que son diversas las propuestas, en general se puede observar una tendencia a proponer una función de coste energético y una o más funciones que evalúen el confort, ya sean estándares como el PMV o Predicted Percentage Dissatisfied (PPD)¹, o índices propios, como proponen Shaikh et al. (2014); Shaikh, Nor, Nallagownden, Elamvazuthi, y Ibrahim (2016); Shaikh, Nor, Nallagownden, y Elamvazuthi (2016); Wang et al. (2014); Yang y Wang (2012) quienes tratan de conjugar diferentes criterios de confort en una única función de coste.

Los algoritmos más extendidos para la resolución de este tipo de problemas son los genéticos y evolutivos, siendo claramente predominantes en la literatura. En la figura 3.2, se recoge un resumen de los métodos de optimización más presentes en la optimización de operación de edificios, donde en abscisas se representan el número de publicaciones en las cuales se hace uso de ellos, siendo los algoritmos NSGA-II y MOPSO los más utilizados (K. Li et al., 2017).

¹Véase ISO7730: *Moderate thermal environments. Determination of the PMV and PPD indices and specification of the conditions for thermal comfort* (1994).

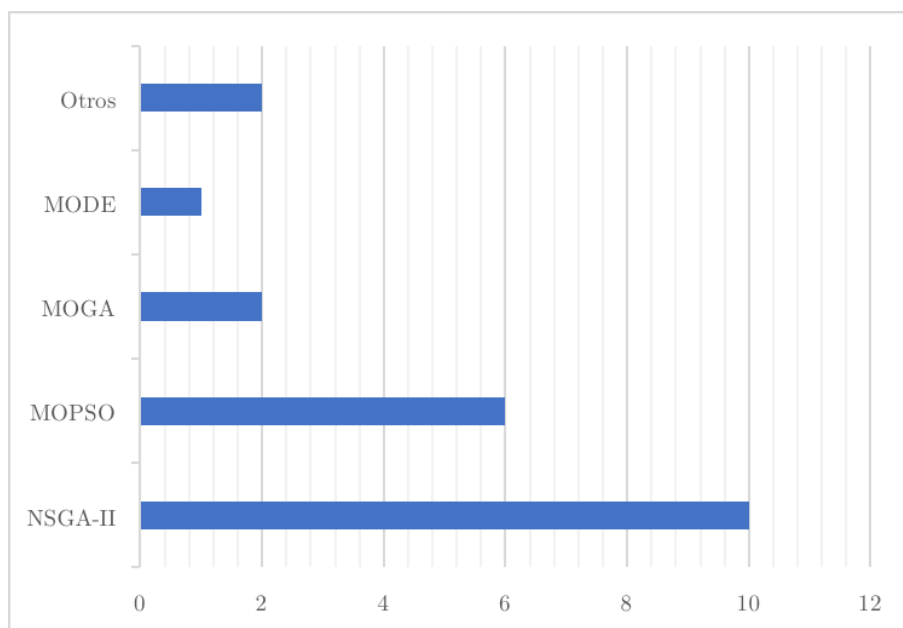


Figura 3.2: Resumen de métodos más utilizados en la literatura. Fuente: (K. Li et al., 2017) .

En cuanto a los enfoques a la hora de abordar el problema, resultan interesantes varios casos que se tratarán de resumir con brevedad. En la tabla 3.1, se recogen diversos ejemplos encontrados en la literatura. Esta tabla está dividida en columnas que recoge la información más relevante: objetivos de optimización, variables que definen la función de coste, método de optimización, ensayos realizados, resumen y resultados de cada caso.

La propuesta de Fanti, Mangini, Roccotelli, y Ukovich (2015) radica en un sistema de gestión energética para redes de edificios, tratando de manera separada el caso de edificio públicos y residenciales, basado en dos niveles: la capa alta optimiza el perfil de consumo de la red y una capa inferior que optimiza el perfil de consumo de cada edificio. Mediante un sistema de penalizaciones y recompensas, la capa superior trata de distribuir y compensar los consumos energéticos entre edificios con el criterio de asegurar el confort térmico en todos ellos. El ahorro energético estimado es de 5-10 %.

X. Li y Malkawi (2016) pretenden aportar consignas óptimas de temperatura teniendo en cuenta la inercia térmica del edificio y el precio de la energía. De esta manera, el sistema realiza un pre-enfriado en horas de bajo coste energético, cuando el edificio se encuentra desocupado, y relaja las consignas durante las horas de ocupación y mayor coste de la energía, de manera que se mantenga el confort reduciendo el coste energético. Las reducciones de consumo eléctrico llegan hasta el 47 %, asegurando un alto grado de confort térmico en los usuarios.

En el trabajo presentado por Michailidis, Baldi, Kosmatopoulos, Pichler, y Santiago (2014), se propone una estrategia de control en la que, a través de un algoritmo de optimización adaptativa (Parametrized Cognitive Adaptive Optimization (PCAO)), se obtiene la señal de control para el sistema de climatización. Dicha propuesta fue puesta en práctica y validada en dos edificios situados en localizaciones distintas y con características constructivas diferentes. El caso 1 se situaba en Alemania, con clima continental, e integraba estrategias pasivas para ahorro energético, el caso 2 se situaba en Grecia, con clima mediterráneo, y se trataba de una edificación convencional. La inercia térmica del edificio alemán, que implica una alta memoria, y las interacciones entre ambientes del edificio griego son las principales dificultades. El algoritmo propuesto mostró mejoras significativas, de hasta el 70 %, en comparación con el algoritmo basado en reglas usado hasta entonces.

En general, en estos ejemplos y en aquellos resumidos en la tabla 3.1, se puede observar que sobresalen los objetivos de eficiencia energética, preocupación que concierne a todos, y confort térmico frente a otros como el confort visual o la calidad del aire, apenas tratados en el 28 % y 35 % respectivamente. Asimismo, hay un claro predominio de algoritmos evolutivos, más de la mitad de los casos, para la resolución de los problemas de optimización, esto es debido a la complejidad de los problemas a resolver. Sin embargo, son pocos los casos que implementan y evalúan su propuesta en una planta real, siendo la mayoría de resultados propuestos estimaciones a partir de simulaciones. Por último, cabe destacar los ahorros más o menos significativos que se prevén gracias a la implementación de este tipo de medidas, así como las ventajas que se obtienen al aprovechar las características de edificaciones de tipo bioclimático, lo cual motiva el esfuerzo llevado a cabo en su investigación e implantación.

Tabla 3.1: Estado del arte.

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
Atthajariyakul y Leephakpreeda (2004)	Maximizar confort térmico y calidad del aire, asegurar-do consumo eficiente de energía	PMV, concentración de CO ₂ , consumo de la instalación climatizadora	Optimización basada en gradiente	Edificio de un solo piso	Planteamiento de problema de optimización multi-objetivo y de su método de optimización para obtener las consignas para sistema de climatización: temperatura interior, humedad interior, velocidad del aire interior, tasa de ventilación.	Comparación de 24h entre los datos recogidos y los niveles óptimos para las condiciones que se daban. Estimación de un 17.5 % de reducción de carga climatizadora.
Carluccia et al. (2015)	Maximizar confort térmico, lumínico y calidad del aire en diseño de edificios	Long-term tage of comfort (LPD) para térmico, Useful Daylight Illuminance (UDI) y Discomfort Glare Index (DGI) para confort lumínico, Air Change Rate (ACR) para calidad del aire.	NSGA-II en GenOpt.	Simulación para diseño de vivienda unifamiliar, Sur Italia	Propuesta y prueba de problema de optimización multiobjetivo para ayudar al equipo de diseño de una nearly-Zero Energy Building (nZEB) en la búsqueda de diseños eficientes apoyándose en la simulación en software EnergyPlus.	Herramienta de optimización auxiliar en el diseño de edificios para incluir conceptos relativos a la sostenibilidad.

Tabla 3.1: Estado del arte (continuación).

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
Chaudhry y Das (2016)	Minimizar consumo energético, maximizar el confort térmico.	Consumo del sistema de calefacción, PMV.	Golden Section method and min-max principle	Simulación de vivienda de un solo piso en medio oeste EEUU	Generar las consignas óptimas de temperatura para garantizar confort térmico y eficiencia energética, control adaptativo.	Previsión de 5 % de ahorro de energía.
Fanti et al. (2015)	Maximizar confort térmico y minimizar consumo energético y coste de dicho consumo.	Variación de la temperatura interior respecto de la exterior y la energía, PMV, PPD, coste de la electricidad.	Programación lineal	Grupo de 10 edificios de carácter público en el Sur de Italia.	Gestión de energía en grupos de edificios públicos y residenciales. Se basa en la maximización de la eficiencia en el uso de sistemas de calefacción teniendo en cuenta mercado energético y el confort térmico. Buena formulación del coste energético.	Redistribución de energía eficiente a tiempo real de energía entre edificios. Ahorros de hasta el 7 %/día.
Kusiak, Tang, y Xu (2011)	Minimizar el consumo del sistema de climatización asegurando cierta calidad en el aire (temperatura y humedad)	Parámetros que definen funcionamiento del sistema de climatización, consumo, temperatura y humedad.	Strength Pareto Evolutionary Algorithm with Local Search (SPEA-LS)	Simulación de un modelo de sistema de climatización en EEUU.	Propuesta de optimización multiobjetivo de un sistema de climatización que genera las consignas óptimas de temperatura y humedad.	Ahorro energético de hasta un 21.4 % manteniendo la calidad de aire (humedad y temperatura)

Tabla 3.1: Estado del arte (continuación).

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
X. Li y Malkawi (2016)	Minimizar consumo energético y maximizar confort térmico.	Precio de la electricidad y del gas, consumo de gas y electricidad y PMV.	Hooke-Jeeves Particle Swarm Optimization (HJPSO) en GenOpt.	Simulación de edificio de oficinas localizada en Boston, Chicago y Miami, EEUU, en condiciones de verano.	Planteamiento de problema de optimización multi-objetivo. Se plantea la estrategia de enfriar el edificio antes del periodo de ocupación y relajar los setpoints durante las horas de coste pico, haciendo uso de la inercia térmica del edificio.	Sea W_k el peso del objetivo de confort térmico y $W_k = 10$, los objetivos están compensados. Se alcanza PMV muy cercanos a cero y reducciones del consumo de hasta el 47 % en algunas localizaciones.
Majumdar, Setter, Dobbs, Hancey, Albonesi (2014)	Minimizar consumo energético y índice de discomfort térmico.	Histórico y predicción de ocupación, así como histórico del discomfort.	CVX	Simulación oficina con datos reales.	Propuesta de control predictivo basado en modelo basándose en los datos pasados de discomfort. Interesante uso de la energía consumida anteriormente, con el objetivo de minimizar la suma de la energía consumida en un día.	Mejora el rendimiento hasta en un 10 % respecto a otras.

Tabla 3.1: Estado del arte (continuación).

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
Michailidis et al. (2014)	Minimizar consumo energético y discomfort térmico.	Medidas actuales de humedad, radiación y temperatura exterior así como 6h de predicción, temperatura y humedad de la zona y set-points en los termostatos.	PCAO	Oficinas: caso 1, Alemania; caso 2, Grecia	La optimización se realiza a través de un control adaptativo cuya señal de control se optimiza para satisfacer la función de coste. Se aplica en edificio bioclimático (caso 1) y edificio convencional (caso 2)	Se demuestra la importancia de algoritmos suficientemente versátiles como para adaptarse a las diferentes características de los edificios. Ahorro entre el 20 % y el 70 %.
Morales-Valdés, Flores-Tlacuahuaca, y Zavalab (2014)	Minimizar consumo energético, maximizar el confort térmico.	Consumo del sistema de calefacción, PMV y PPD.	Programación no lineal	Simulación con datos del zona medio oeste EEUU	Describir el proceso de formulación del problema multiobjetivo y análisis del tipo de restricciones más razonables en base a la frontera de Pareto proporcionada.	Análisis de los frentes de Pareto en función de la relajación de un objetivo.
Papadopoulos y Azar (2016)	Minimizar el consumo de la instalación de climatización, minimizar índice de discomfort térmico y maximizar productividad.	Consumo energético, PPD y ProdLoss (Productivity Loss)	Multi-Objective Optimization (MOO), (Matlab)	Simulación de edificio de oficinas en el este de EEUU	Planteamiento de problema que considera consumo energético, confort térmico, pérdida de productividad para generación de una consigna para períodos de ocupación y desocupación en el edificio.	Obtención del frente de Pareto. Sólo se obtendría cuatro consignas que se considerarían durante todo el año, esto es, dos consignas para un período según si es un momento de ocupación o no.

Tabla 3.1: Estado del arte (continuación).

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
Shaikh et al., (2014, 2016a, 2016b)	Minimizar consumo energético y maximizar confort.	El parámetro de confort C, que incluye temperatura, humedad relativa, intensidad de luz y calidad del aire.	MOGA	Simulación	Desarrollo de un sistema de optimización multiobjetivo basado en un algoritmo genético.	El confort alcanzado es del 99.7 %. Significativo ahorro energético, hasta un 31.6 %.
Wang et al. (2014)	Minimizar el consumo energético maximizando el confort.	Un parámetro de confort que incluye confort térmico, lumínico y calidad del aire y consume energético de los actuadores que favorecen dicho confort.	MOGA	No se indica	Desarrollo de un problema de optimización multiobjetivo con modelos basados en sistema multi-agente. Interesante comparación de frente de Pareto según preferencia por uno de los indicadores de confort.	Análisis de la frontera de Pareto para diferentes restricciones del problema y peso de los objetivos.
Yang y Wang (2012)	Maximizar confort térmico, lumínico y calidad del aire y minimizar consumo energético.	Índice de confort y consumo energético.	MOPSO	Simulación	Resolución de un problema de optimización multiobjetivo mediante un algoritmo MOPSO.	Obtención del frente de Pareto del problema optimizado con un algoritmo MOPSO.

Tabla 3.1: Estado del arte (continuación).

Ref.	Objetivos	Variables	Método	Ensayo	Resumen	Resultados
Zhao et al. (2014)	Maximizar confort térmico y minimizar consumo energético.	Personalized Thermal Comfort (PDTC), consumo energético de instalación de climatización.	Dy- Thermal solver with the interior-point method (Matlab)	Oficina, China.	Propuesta de un modelo de caracterización de confort térmico en una habitación basada en hábitos de usuarios. Optimización de consignas con criterios de eficiencia energética.	Creación satisfactoria de un microclima dentro de una habitación adaptándose a preferencia de los usuarios.

Capítulo 4

Sistema optimizador de consignas

4.1. Definición del problema e hipótesis de partida.

El objetivo principal de este trabajo fin de grado es proponer un optimizador que calcule las consignas óptimas que permitan alcanzar el máximo grado de confort en los usuarios, siendo el consumo energético el mínimo posible. Para ello, en adelante, se establecerán como variables de decisión la temperatura e iluminancia interiores. Estas serán las consignas que se envíen a la capa inferior de la arquitectura de control multicapa presentada en el trabajo de Castilla et al. (2016).

Para el planteamiento del problema, se asumirán las siguientes hipótesis:

- La optimización se llevará a cabo en un laboratorio del edificio CDdi-CIESOL-ARFRISOL, en concreto, el laboratorio 6 (en adelante, L6), situado en la planta superior del mismo y con orientación norte, y cierta componente oeste.
- Se debe establecer una temperatura óptima de referencia, la cual aseguraría teóricamente un confort total de los usuarios. El índice PMV, propuesto por Fanger (1972), será el usado como dicha referencia. Este índice tiene un rango de variación que comprende entre $[-3, +3]$, cuyo significado se recoge en la tabla 4.1; y depende de la temperatura ambiente, velocidad del aire y humedad relativa, además de parámetros como la actividad metabólica o el tipo de ropa. Para ciertas condiciones dadas, la temperatura óptima será aquella para la cual el PMV se anule. Dado que las condiciones de la habitación varían, también lo hará la temperatura óptima.

Tabla 4.1: Sensación térmica asociada al índice PMV. Fuente: (Castilla et al., 2014).

PMV	Sensación térmica
-3	Frío
-2	Fresco
-1	Ligeramente fresco
0	Neutro
1	Ligeramente cálido
2	Cálido
3	Calor

- Para establecer el óptimo de iluminancia interior, es preciso tener en cuenta que la actividad que se desarrollará en el laboratorio será fundamentalmente trabajos propios de oficina, tabla 4.2. Dada la naturaleza de las actividades desarrolladas en el edificio, la iluminancia óptima que se debe asegurar para el pleno confort de los usuarios es de 500 lux.

Tabla 4.2: Recomendaciones sobre iluminancia para trabajos de oficina. Fuente: (CIBSE, 2002).

Actividad	Iluminancia [lux]
Archivado, copiado, etc.	300
Escribir, leer, procesado de datos	500
Dibujo técnico	750
Trabajo con herramientas CAD	500
Salas de reuniones	500
Recepción	300
Archivos	200

- Para el alcance de las consignas establecidas por el sistema optimizador, en el L6 se dispone de diversos actuadores gobernados por la capa inferior del control multicapa propuesto por Castilla et al. (2016). Para el control de la temperatura, se dispone de un fancoil - unidad de tratamiento del aire, destinada a filtrar y climatizar el aire en un local. Para el control de iluminancia, se dispone de seis grupos de luminarias, que se encienden o apagan simultáneamente, y regulables de 0 a 10V, así como una persiana veneciana con lamas verticales automatizada.

En términos de consumo energético, el consumo del motor que gobierna la persiana es despreciable, teniendo un consumo pico de aproximadamente 16 W. A modo comparativo, se estima que este consumo apenas representa el 5 % de la potencia máxima consumida por las luminarias. Por este motivo, únicamente se considerarán los consumos energéticos del fancoil y las luminarias.

- El horario laboral comprende desde las 9 a.m hasta las 6 p.m. Las consignas óptimas se actualizarán cada hora desde las 8 a.m hasta las 5 p.m, manteniéndose esta última consigna hasta las 6 p.m, hora a la cual el edificio queda vacío. En el tramo horario comprendido entre las 8 a.m y 9 a.m se acondicionará el ambiente. Durante el período de tiempo comprendido entre la hora h y $h+1$, se calcula la consigna que será introducida al sistema a la hora $h+1$. Los motivos por los que se han tomado estas consideraciones son los siguientes: (i) durante una hora no hay grandes variaciones de iluminancia exterior y las posibles perturbaciones pueden ser rechazadas por los bucles de control; (ii) la dinámica del modelo de temperatura de una habitación es lenta, carece de sentido modificar consignas sin haber alcanzado la anterior; (iii) de esta manera se puede asumir que el sistema se encuentra en estado pseudo-estacionario, disminuyendo complejidad y carga computacional a la optimización.
- Se considerarán dos modos de funcionamiento del fancoil: modo invierno y modo verano, debido a la configuración de la instalación central de climatización. Esta instalación suministra agua caliente en invierno y agua fría en verano. Por tanto, el fancoil únicamente puede calentar durante el período de invierno - desde octubre hasta abril - y enfriar durante el período estival - desde mayo hasta septiembre. Si en invierno se desea enfriar el aire de la habitación, se desconectará el fancoil y se abrirá la ventana, habiendo un consumo nulo. Viceversa en verano.
- Durante el proceso de optimización, se asumirá que la consigna propuesta es alcanzable y que los controladores de bajo nivel funcionan correctamente.
- Mediante el proceso de optimización no se obtendrá una única solución óptima, sino un conjunto de soluciones óptimas o frente de Pareto. De entre ellas, se seleccionará una de forma posterior al proceso de optimización a través de cierto criterio propuesto.

4.2. Formulación del problema de optimización

Todo problema de optimización se puede definir según la ecuación 4.1, donde $F(x)$ forma el vector de objetivos, evaluados en x , el vector solución.

$$\begin{aligned} \text{Min } F(x) &= \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \\ \text{s.a } x &\in \Omega \end{aligned} \quad (4.1)$$

En esta sección se tratará de proponer una serie de funciones objetivo, que se tratará de satisfacer para hallar el valor óptimo de x , esto es, las consignas óptimas de temperatura e iluminancia, que deben estar acotadas dentro de un espacio de búsqueda Ω .

Los objetivos que se persiguen son dos: (i) confort de los usuarios y (ii) eficiencia energética. El confort de los usuarios será un cómputo de dos criterios: (i) confort térmico y (ii) confort visual, ambos de igual importancia. Se propondrán dos funciones para evaluar cada uno de los objetivos, confort y coste energético, siendo la función que evalúa el confort una suma del grado de confort térmico y visual.

En la ecuación 4.2 se recoge una propuesta para evaluar el confort de los usuarios. Donde, siendo $i = 1$ el término que evalúa el confort térmico y $i = 2$ el término que evalúa el confort visual, ω_i es un peso que permite modificar la importancia relativa entre cada uno de los objetivos, x_i es la variable solución, esto es, la consigna de temperatura e iluminancia que se desea obtener del proceso de optimización, x_i^* es el valor óptimo para el cual el grado de confort de los usuarios es el ideal, definido en la sección 4.1.

$$f_1 = \omega_1 \left| \frac{x_1 - x_1^*}{x_1^*} \right| + \omega_2 \left| \frac{x_2 - x_2^*}{x_2^*} \right| \quad [\text{adimensional}] \quad (4.2)$$

En esta propuesta se pretende minimizar la desviación, en forma de error relativo, de las consignas respecto de la temperatura e iluminancia ideales, entendiendo como ideales únicamente desde el punto de vista del confort.

De esta manera, f_1 será una función que representa el grado de disconfort de los usuarios y varía desde 0 hasta $+\infty$, alcanzándose el mínimo cuando las consignas propuestas por el optimizador coinciden con los valores óptimos desde el punto de vista del confort: $x_1 = x_1^*$ y $x_2 = x_2^*$.

Recuérdese que la instalación de climatización sólo tiene un modo por estación: modo verano, es decir, enfriar, y modo invierno, es decir, calefactar. Por tanto, la función de coste propuesta, supóngase únicamente el objetivo de confort térmico, es decir, $\omega_2 = 0$, indicará calor en modo verano y frío en modo invierno. En el momento en el que $f_1(x_1 = x_1^*) = 0$, el consumo energético será el máximo. Si bien es cierto que, supóngase modo verano/invierno, la instalación podría enfriar/calentar por debajo/encima de x_1^* suponiendo una sensación de frío/calor, el consumo sería superior y el confort alcanzado sería, en términos absolutos, equivalente a un incremento/decremento de x_1 en signo contrario.

El proceso mismo de optimización tenderá a aquellos grados de discomfort que supongan un menor consumo durante la búsqueda de soluciones, por este motivo se ve innecesario plantear una función de coste que permita indicar simultáneamente las sensaciones de frío y calor en función del signo.

Para acotar el espacio de búsqueda, se establecen ciertos límites o restricciones en las variables de decisión:

- La consigna de temperatura, x_1 , tendrá límites variables, en función de las condiciones del L6, que vendrán dados por el $PMV = -3$ y $PMV = +3$, ecuación 4.3.
- La consigna de iluminancia, x_2 , estará restringida por las posibilidades físicas del L6, es decir, su máximo dependerá del aporte de la iluminación natural, puesto que el máximo aporte de las luminarias es constante, así como su mínimo será equivalente a impedir el paso de luz natural con la persiana automatizada. Fuera de estos límites, no se podría garantizar la consigna, por lo que carece de sentido establecer un espacio de búsqueda más amplio.

$$\Omega = \left\{ x \left| \begin{array}{l} x_1 \in [x_1^{LL}, x_1^{UL}]; \quad x_1^{LL} \Big| PMV(x_1^{LL}) = -3, \quad x_1^{UL} \Big| PMV(x_1^{UL}) = +3 \\ x_2 \in [x_2^{LL}, x_2^{UL}] \\ x = [x_1 \quad x_2] \end{array} \right. \right\} \quad (4.3)$$

donde x_i^{UL} y x_i^{LL} son los límites superior e inferior de la variable x_i , respectivamente.

En cuanto al consumo energético, este vendrá determinado por el consumo de los principales actuadores. En estos términos, como se estableció en la sección 4.1, se consideran dos actuadores que consumen prácticamente la totalidad de la electricidad, estos son el fancoil y las luminarias. En resumen, la ecuación 4.4 recoge la función de coste para el objetivo de consumo energético, donde p_{kWh} es el precio de cada kWh de electricidad consumido, E_i es la electricidad en kWh consumida por el fancoil, $i = 1$, y las luminarias, $i = 2$.

$$f_2 = p_{kWh} [E_1(x) + E_2(x)] \quad [€] \quad (4.4)$$

La estrategia para evaluar el consumo energético efectuado por el fancoil, E_1 , se basará en un balance energético de estado estacionario. Considérese la ecuación 4.5 que modela la dinámica de la temperatura en una habitación, en la cual se asume que su variación depende del aporte calorífico debido a diferentes fenómenos.

$$m_a C_{pa} \frac{dT_{ain}}{dt} = Q_{conv} + Q_{glass} + Q_{fv} + Q_{nvnt} + Q_{inf} + Q_{iGain} \quad (4.5)$$

donde m_a es la masa de aire [kg], C_{pa} es el calor específico del aire [$\text{J kg}^{-1} \text{ }^\circ\text{C}^{-1}$], $T_{a_{in}}$ es la temperatura del aire interior [$^\circ\text{C}$], Q_{conv} es el aporte calorífico debido a la convección natural [W], Q_{glass} es el aporte calorífico a través de la ventana [W], Q_{fv} es el aporte calorífico a causa de la ventilación forzada [W] - equivalente al aporte efectuado por el fancoil -, Q_{nvnt} es el aporte a causa de la ventilación natural [W], Q_{inf} es el aporte efectuado por las infiltraciones [W] y Q_{iGain} es el aporte debido a ganancias internas [W], esto es, personas y/o aparatos eléctricos.

Asumiendo que el sistema se encuentra en estado estacionario, esto es, se ha alcanzado la consigna propuesta, se puede estimar que el aporte energético necesario por parte del fancoil para mantener la consigna sería aquel que compensase el resto de aportaciones energéticas, ecuación 4.6, sea $E_1 = cQ_{fv}T$, tal que c es el factor de conversión para transformar las unidades de julio a kilovatio-hora.

$$Q_{fv} = -(Q_{conv} + Q_{glass} + Q_{nvnt} + Q_{inf} + Q_{iGain}) \quad (4.6)$$

Sin embargo, habrá situaciones en las que el consumo energético pueda ser nulo. Por ejemplo, si la temperatura óptima coincide con la temperatura exterior, no es sólo más eficiente en términos energéticos, sino también más sostenible, abrir la ventana, cuyo coste energético es nulo. Estas consideraciones deben ser tenidas en cuenta en la capa superior, pues se suponen implementadas en la capa inferior de control. Así pues, a continuación se resume la forma de evaluación del coste energético:

Si $x_1 < T_{a_{out}}$ y “verano”, entonces:
 $E_1 = c|Q_{fv}|$
 Si no: $E_1 = 0$
 Si $x_1 > T_{a_{out}}$ e “invierno”, entonces:
 $E_1 = c|Q_{fv}|$
 Si no: $E_1 = 0$

En cuanto al consumo eléctrico debido a las luminarias, este depende del voltaje de entrada que se les proporcione. La estrategia para estimar el consumo es llevar a cabo una inversión de modelos, donde la entrada al modelo es voltaje y la salida es iluminancia. Sabiendo qué iluminancia se desea alcanzar, se puede extrapolar la entrada que se debería a dar al sistema para ciertas condiciones externas.

4.3. Modelado del laboratorio 6.

En la sección 4.2 ha quedado patente la necesidad de los modelos de temperatura e iluminancia interior del L6. A continuación, se presentarán los modelos que han sido implementados para la estimación de los consumos energéticos.

4.3.1. Modelo de temperatura.

En el trabajo de Castilla et al. (2014), se propone un modelo basado en primeros principios de la temperatura de una habitación. Este modelo se basa en el método del balance de energía, por el cuál el comportamiento de la temperatura interior de una habitación se estima según la ecuación 4.7.

$$m_a C_{pa} \frac{dT_{a_{in}}}{dt} = Q_{conv} + Q_{glass} + Q_{fv} + Q_{nvnt} + Q_{inf} + Q_{iGain} \quad (4.7)$$

Aporte energético por la convección, Q_{conv} .

Este aporte se realiza a través de la transferencia térmica entre una superficie y un fluido en contacto con ella. La convección puede ser natural o forzada, en caso de que el movimiento del fluido venga motivado por un factor externo, y se puede expresar según la ley de enfriamiento de Newton, ecuación 4.8 (Castilla et al., 2014).

$$Q_{conv} = h_c A (T_s - T_\infty) \quad (4.8)$$

donde h_c es el coeficiente de convección [W/m^2K], A es el área de contacto entre fluido y superficie [m^2], T_s es la temperatura de la superficie y T_∞ es la temperatura del fluido [$^\circ C$].

Este intercambio se realizará con cada una de las principales superficies de la habitación: cuatro paredes, suelo y techo. Por tanto, el aporte energético por convección será la sumatoria de los intercambios con cada una de las superficies mencionadas, ecuación 4.9.

$$Q_{conv} = \sum_{i=1}^6 h_{c_i} A_i (T_{s_i} - T_\infty) \quad (4.9)$$

Aporte energético a través del cristal de la ventana, Q_{glass} .

Este aporte es una combinación de convección, conducción y radiación, puesto que se estima como la sumatoria del aporte que realiza la radiación directa, Q_{dr} , y la radiación difusa, Q_{df} , al incidir en la superficie y la conducción, Q_{glass} , a través del cristal, ecuación 4.10 (Castilla et al., 2014).

$$\begin{aligned} Q_{glass} &= Q_{dr} + Q_{df} + Q_{glass} = \\ &= A_w I_{dr} SHGC(\theta) IAC(\theta, \Omega) + \\ &+ A_w (I_{df} + I_{rf}) SHGC_{df} IAC_{df} + \\ &+ A_w U_w (T_{a_{out}} - T_{a_{in}}) \end{aligned} \quad (4.10)$$

donde A_w es el área de la ventana [m^2], $T_{a_{out}}$ y $T_{a_{in}}$ son las temperaturas exterior e interior [K], $I_{df,rf,dr}$ son la radiación difusa, reflejada y directa, respectivamente, [W/m^2], $IAC(\theta, \Omega)$ y IAC_{df} son los coeficientes de atenuación solar para la radiación directa y difusa, $SHGC(\theta)$ y $SHGC_{df}$ son los coeficientes de ganancia solar para la radiación directa y difusa, sean θ y Ω el ángulo de incidencia de la radiación directa y el ángulo respecto a la vertical, respectivamente.

Aporte energético por ventilación forzada, Q_{fv} .

Suponiendo que el único sistema que puede inducir este tipo de aporte es el sistema de climatización, este aporte energético se puede estimar mediante la ecuación 4.11 (Castilla et al., 2014).

$$Q_{fv} = A_{ret} v_{aret} \rho_{aret} \xi (C_{p_{imp}} T_{a_{imp}} - C_{p_{ret}} T_{aret}) \quad (4.11)$$

donde A_{ret} es el área de la rejilla de retorno de aire [m^2], v_{aret} es la velocidad del aire en retorno [m/s], ρ_{aret} es la densidad del aire de retorno [kg/m^3], $C_{p_{imp}}$ y $C_{p_{ret}}$ es el calor específico del aire de impulso y retorno, respectivamente, [J/kgK] $T_{a_{imp}}$ y T_{aret} es la temperatura del aire de impulso y retorno, respectivamente, [$^{\circ}\text{C}$] y ξ es un factor de corrección.

Aporte energético por ventilación natural, Q_{nvnt} .

La ventilación natural se define como aquel flujo de aire que entra a través de aperturas intencionadas, que en el caso del L6 sería la ventana automatizada, y se podría modelar por la ecuación 4.12 (Castilla et al., 2014).

$$Q_{nvnt} = q_{nvnt} \rho_{a_{in}} C_{p_a} (T_{a_{out}} - T_{a_{in}}) \quad (4.12)$$

donde q_{nvnt} es el caudal de aire entrante [m^3/s] y es función de las temperaturas interior y exterior y las características geométricas de las aperturas de ventilación, $\rho_{a_{in}}$ es la densidad del aire interior [kg/m^3] y C_{p_a} es el calor específico del aire interior [J/kgK].

Aporte energético por infiltraciones, Q_{inf} .

Las infiltraciones se deben a un flujo de aire exterior a través de pequeñas aperturas o uso de puertas. Se estima a través de la ecuación 4.13 (Castilla et al., 2014).

$$Q_{nvnt} = q_{inf} \rho_{a_{in}} C_{p_a} (T_{a_{out}} - T_{a_{in}}) \quad (4.13)$$

donde q_{inf} es el caudal que se infiltra en la habitación [m^3/s], que depende, entre otros, de las diferencias de presión y temperatura entre espacios y la magnitud y dirección del viento.

Aporte energético debido a ganancias internas, Q_{iGain} .

Se consideran ganancias internas a las personas y aparatos eléctricos. Por tanto, en resumen, este término corresponde a la ecuación 4.14 (Castilla et al., 2014).

$$Q_{iGain} = N_p Q_p + Q_{ea} \quad (4.14)$$

donde N_p es el número de personas, Q_p el calor aportado por cada personas, que depende fundamentalmente de la actividad que esté realizando y el tipo de ropa que vistan, ecuación 4.15 (Castilla et al., 2014), y Q_{ea} el calor aportado por los aparatos eléctricos.

$$\begin{aligned} Q_p = & F_{cl} h_{cl} (T_{cl} - T_{a_{in}}) + F_{cl} h_{r_{cl}} (T_{cl} - T_{mr}) + \\ & + 0.0014M(32 - (T_{a_{in}} - 273.15)) + \\ & + 1.72 \cdot 10^{-5}M(5867 - p_a) \end{aligned} \quad (4.15)$$

donde h_{cl} y $h_{r_{cl}}$ son los coeficientes de convección y radiación a través de la ropa [W/m²K], respectivamente, T_{cl} y T_{mr} son la temperatura en la superficie de la ropa y la temperatura radiante media [K], respectivamente, M es la cantidad de calor producida por el cuerpo humano y es función de la actividad que este realice [W/m²], tabla 4.3, y p_a es la presión de vapor del aire [Pa].

Tabla 4.3: Generación de calor metabólica en tareas típicas de oficina. Fuente: (Castilla et al., 2014).

Actividad	M [W/m ²]
Leer, sentado	55
Escribir	60
Escribir a máquina	65
Archivado, sentado	70
Archivado, de pie	80
Caminar	100
Embalar	120

4.3.2. Modelo de iluminancia.

Para estimar el confort de los usuarios bajo ciertas condiciones, es preciso disponer de un modelo de iluminancia de la habitación donde desempeñen su trabajo. En este caso, intervienen dos fenómenos a modelar:

- La **aportación de la luz natural** a través de las ventanas, dependiente de variables como la radiación - global, difusa, directa -, la iluminancia exterior, el índice de transmisividad a través de la ventana, etc.
- La **aportación de la luz artificial** emitida por las luminarias, dependiente de las características de las luminarias y su regulación.

Además, la luz se distribuye espacialmente, por lo que un buen modelo de iluminancia debe incluir parámetros geométricos que modelen la distribución espacial de la misma. Asimismo, no se debe despreciar los elementos constructivos de la habitación que se modela, pues no solo proyectan sombras, sino que reflejan la luz de manera característica.

En la literatura, se han planteado diversos enfoques para estimar iluminancia. Dichos enfoques se puede resumir en tres grandes bloques: (i) basados en modelos a escala; (ii) basados en simulación por ordenador; (iii) basados en expresiones analíticas (Kazanasmaz, Günaydin, y Bdnol, 2009). Sin embargo, un sistema tan complejo como la iluminancia de una habitación resulta difícil de modelar con expresiones analíticas o de reproducir en un modelo a escala, en el cual las características de los materiales frente a la luz deben ser idénticas a las reales, estas dificultades hacen estos métodos poco atractivos para este caso. Por otra parte, pese al uso extendido de las herramientas de simulación, su integración en el proceso de optimización resultaba tedioso y poco práctico.

Por estos motivos y por sus ventajas, se ha propuesto un enfoque basado en redes neuronales artificiales, obteniéndose un modelo en *caja negra*. Dichas ventajas son, entre otras, su capacidad de reproducir comportamientos no lineales, su capacidad de aprender a partir de datos experimentales, su adaptabilidad y tolerancia a fallas.

Sin embargo, no se deben olvidar sus inconvenientes, como la necesidad de gran número de datos y el tiempo de aprendizaje que conlleva o la falta de interpretación del proceso real que se modela a través de dichos datos, ya que una red neuronal únicamente proporciona una salida.

Breve introducción a las redes neuronales.

Las redes neuronales artificiales se inspiran en las construcciones nerviosas de los seres vivos y, básicamente, son procesadores paralelo distribuidos y masivamente interconectados que almacena conocimiento experimental (Alanís y Sánchez, 2006). Se caracterizan principalmente por: (i) componerse de elementos simples, neuronas o nodos, conectados entre sí; (ii) las conexiones predominantes entre neuronas son en paralelo; (iii) la interrelación entre neuronas es capaz de reproducir funciones complejas (Arahal, Berenguel, y Rodríguez, 2006); (iv) las conexiones entre neuronas pueden modificarse y, así, modificar también la respuesta de la red; (v) el conocimiento es adquirido experimentalmente.

En la figura 4.1, se recoge un esquema simplificado de una neurona. En él, se pueden distinguir cuatro elementos fundamentales (Alanís y Sánchez, 2006):

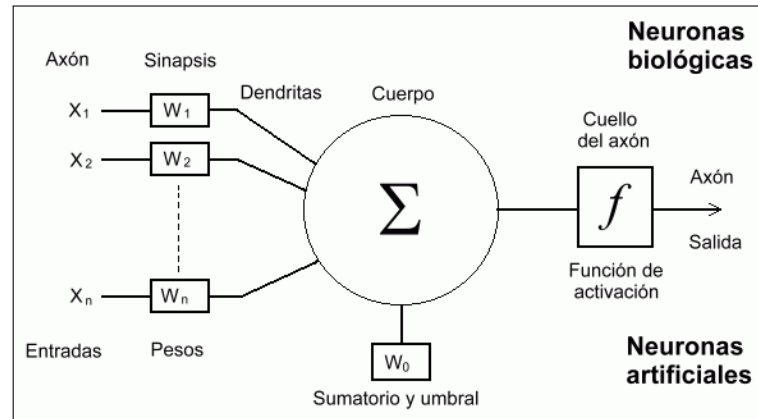


Figura 4.1: Modelo de una red neuronal artificial. Analogía con neurona biológica. Fuente: <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=72>

- **Enlaces de conexión:** caracterizados por un peso w_i .
- **Sumador:** agrega las señales de todas las conexiones.
- **Función de activación:** es una transformación no lineal sobre la sumatoria de las entradas ponderadas.
- **Umbral:** desplaza la entrada.

Las operaciones realizadas en una neurona se pueden resumir por las ecuaciones 4.16 y 4.17.

$$u_n = \sum_{i=1}^n w_{ni} x_i \quad (4.16)$$

$$y_n = f(u_n + W_n) \quad (4.17)$$

donde n es el número de neuronas o nodos, x_i es la señal de entrada a la neurona, w_{ni} es el peso sináptico de la neurona n sobre la entrada i , u_n es suma ponderada de la aportación de cada nodo y $f(\cdot)$ es la función de activación que se aplica sobre u_n desplazado cierto umbral W_n . En la figura 4.2, se resumen las principales características de las funciones de activación más usuales.

Generalmente, las redes neuronales se estructuran por capas. Por tanto, la red neuronal más simple, será aquella que esté formada únicamente por una capa, la capa de salida, esto es, una red unicapa. Sin embargo, suele ser común que las redes neuronales posean una o más capas ocultas, formando así redes multicapa, figura 4.3. Asimismo, las conocidas como redes neuronales recurrentes poseen retroalimentación, esto es, las salidas del sistema pueden actuar como entradas de otras neuronas. Esta configuración incide de manera notable en las posibilidades de aprendizaje de la red (Alanís y Sánchez, 2006).

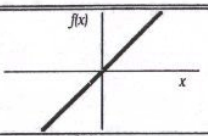
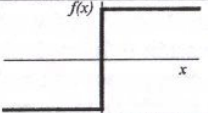
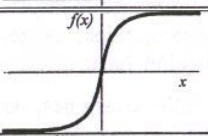
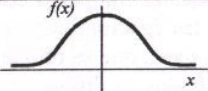
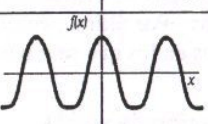
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1+e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \sin(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Figura 4.2: Resumen de funciones de activación. Fuente: <https://jarroba.com/introduccion-a-las-redes-neuronales-el-perceptron-video/>

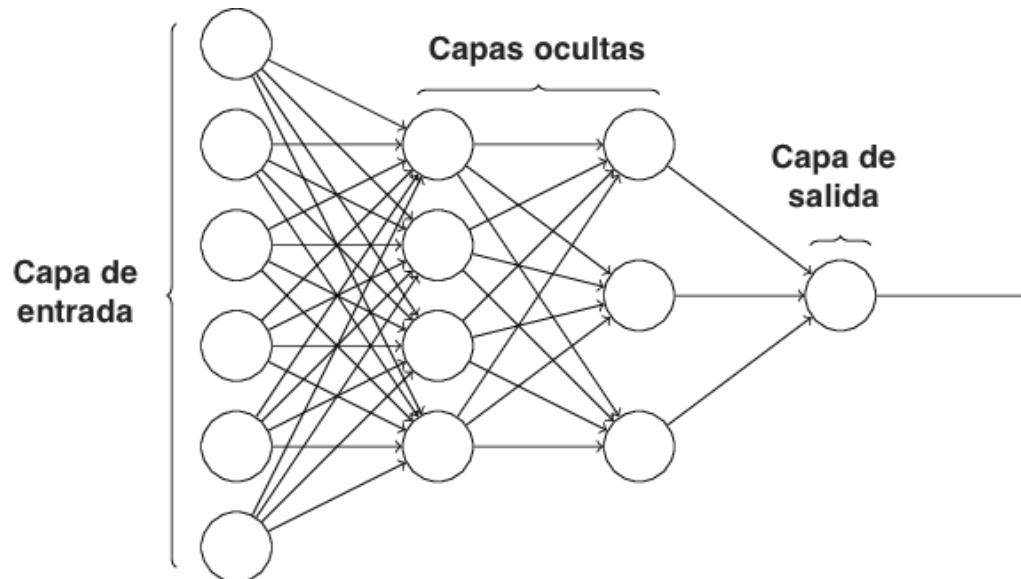


Figura 4.3: Red neuronal multicapa.

Diseño y entrenamiento de red neuronal artificial para modelo de iluminancia.

Como se ha definido al inicio de la sección 4.3.2, la naturaleza de la variable a modelar, la iluminancia de la habitación, posee un carácter dual, puesto que depende de la aportación de un fenómeno natural, la luz solar, y otro artificial, la luz proporcionada por las luminarias.

Por este motivo, se propone una estrategia de modelado basada en el "*divide y vencerás*" por la cual se considerará que ambos fenómenos son aditivos y se puede desacoplar su modelado. De esta manera, se diseñará y entrenará una red neuronal que modele la aportación de la luz natural y, externamente, se añadirá el aporte de la luz artificial, cuyo comportamiento se considera únicamente variable con el voltaje de entrada. En la figura 4.4, se esquematiza la estrategia propuesta.

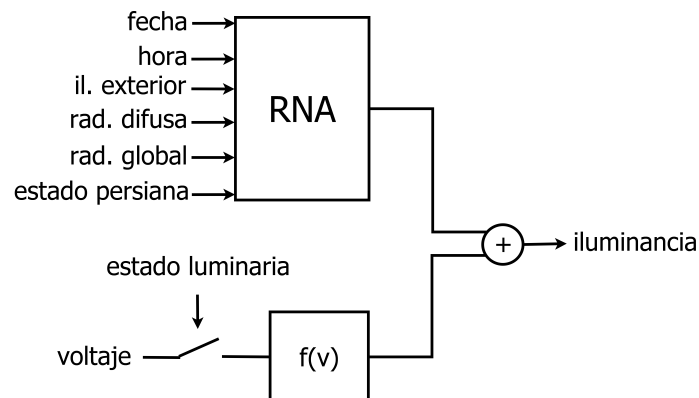


Figura 4.4: Estrategia seguida para modelado de iluminancia.

En Alanís y Sánchez (2006), se recoge el proceso básico a seguir a la hora de diseñar una red neuronal que se presenta a continuación. Se tomará como guía para la presente sección.

1. Definir tipo de red y estructura.
2. Definir y acotar las entradas y las salidas.
3. Entrenamiento de la red.
4. Validación de la red.
5. Aplicación.

De forma previa a la definición de la red, se cree conveniente expresar las siguientes consideraciones para el proceso de diseño.

- El sistema que caracteriza la iluminancia aportada por la luz natural no depende del tiempo, esto es, la salida presente no depende de las salidas pasadas. La red neuronal que se precisa será, por tanto, estática.
- Se considera que las variables que condicionan la iluminancia en el L6 son: fecha, hora, radiación difusa, radiación global, iluminancia exterior, estado de la persiana. La fecha indica el día del año y permite caracterizar la variación que sufre la iluminancia con el recorrido del sol a lo largo del año. Asimismo, la hora caracteriza el recorrido del sol a lo largo del día. Las variables de radiación e iluminancia llevan intrínsecamente información sobre el estado del cielo: despejado, (parcialmente) nublado, tormentoso. Y, por último, la persiana, que impedirá el paso de la luz a través de la ventana a razón de cierto factor de transmisión en función de si se encuentra abierta o cerrada.
- La iluminancia posee un carácter espacial, por lo que para caracterizarlo mediante una red neuronal sería preciso añadir parámetros geométricos a las entradas de la misma, además de recolectar datos de iluminancia distribuidos por todo el L6. Como simplificación, se ha propuesto el modelado de la iluminancia para un puesto de trabajo representativo del L6, en el cual se recogen datos de iluminancia medios.
- La red neuronal pretende caracterizar la iluminancia en una oficina, por este motivo, los datos de entrenamiento de la red estarán siempre comprendidos dentro del horario laboral. Como ya se estableció en la sección 4.1, la optimización se llevará a cabo entre 8 a.m y 5 p.m hora local. Definiendo la hora en el estándar UTC, para hacer inmune a la red de los cambios horarios, el rango horario para entrenamiento de la red será 6 a.m UTC - 5 p.m UTC. Se normalizará la hora entre 0 y 1.

Una vez sentadas las bases de la estrategia a seguir y consideraciones, se procederá a describir el proceso de diseño. Para empezar, se definió una red neuronal de tres capas ocultas y diez neuronas cada una, con función de activación sigmoideal. Se realizó un análisis de sensibilidad de los entradas acotándolas a las seis variables que se recogen en la tabla 4.4. Cabe destacar que conforme aumenta el número de capas ocultas y nodos, aumenta también el tiempo de entrenamiento, sin implicar una mejor respuesta de la red. Por este motivo, se fue variando el número de capas y nodos hasta lograr una solución de compromiso entre error de estimación y tiempo de entrenamiento.

La arquitectura implementada será de una red neuronal multicapa, con dos capas ocultas de 12 neuronas cada una y función de activación sigmoideal, con seis entradas - fecha, hora, iluminancia exterior, radiación global y difusa y estado de la persiana - y un nodo de salida con función de activación lineal, que proporciona la iluminancia interior en el puesto representativo. Los rangos de dichas variables se recogen en la tabla 4.4.

Tabla 4.4: Definición de entradas y salidas de la red neuronal.

Variable	Unidad	Rango
Iluminancia interior	Lux	[0, 310]
Iluminancia exterior	Lux	[0, 56977]
Radiación global	W/m ²	[0, 1281]
Radiación difusa	W/m ²	[0, 758]
Fecha	-	[1, 366]
Hora	-	[0, 1]
Estado persiana	-	[0, 1]

Para el entrenamiento de la red, se han introducido un total de 57000 datos entre los cuales se han utilizado el 75 % para entrenamiento, el 20 % para validación y el 5 % para testar la red. Además, se ha utilizado un set de 2000 datos para validar el modelo global propuesto. Estos datos comprenden el período de tiempo entre marzo a julio de 2017 y poseen la riqueza dinámica para identificar de forma adecuada el sistema, incluyendo días claros y nubosos, ensayos con y sin persiana y ensayos con regulación de voltaje a luminarias. Evidentemente, los resultados de la red mejorarán a medida que se entrene con más datos, pero para los objetivos de este trabajo se ha considerado un conjunto adecuado.

4.4. Implementación de arquitectura de optimización

Una vez descritos todos los elementos necesarios para llevar a cabo la optimización, se propondrá una arquitectura que los coordine y permita obtener consignas de temperatura e iluminancia óptimas.

El flujo natural del proceso de optimización será el siguiente:

1. Establecer los parámetros de optimización: pesos de confort, ω_1 y ω_2 - por defecto, de igual valor -, y horizonte de optimización, T - por defecto, de una hora.
2. Cargar la predicción de las variables necesarias:
 - Precio de la electricidad.
 - Variables climáticas externas: temperatura exterior, velocidad del viento, radiación global, radiación difusa, iluminancia exterior.
 - Variables climáticas internas: humedad relativa, velocidad del viento interior, temperatura de las superficies.

- Ocupación estimada.
- 3. Generación de frente de Pareto mediante un algoritmo de optimización multiobjetivo.
- 4. Procesado del frente de Pareto y selección de solución de compromiso a través de cierto algoritmo.
- 5. Comunicación de la consigna seleccionada a la capa inferior de la arquitectura de control

4.4.1. Predicción de variables necesarias.

Según el planteamiento del problema propuesto en la sección 4.2, se adopta la hipótesis de que el sistema se encuentra en estado estacionario durante todo el horizonte de optimización. Esto significa que, a efectos de optimización, no hay cambios en las variables que intervienen en el proceso durante este período de tiempo.

La estrategia que se adoptará para introducir las variables al proceso de optimización se conoce como *lazy man prediction* - predicción del hombre vago, en español -, basada en tomar la medida de la variable para un instante de tiempo y considerarla constante un período de tiempo T (Tap, Van Willigenburg, y Van Straten, 1996). De esta manera, se simplifica la optimización y se disminuye el tiempo de cómputo.

Ahora bien, cómo se van a obtener las predicciones es un asunto de gran importancia pues se necesita información, como la radiación global o difusa, que agencias meteorológicas, como la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET)¹, no proporcionan a tiempo real. La alternativa se encuentra en otro tipo de empresas como Fundación para la Investigación del Clima (FIC)², que ofrecen servicios de generación de escenarios locales. Para ello utilizan una técnica conocida como *downscaling* (reducción de escala), con dos pasos: (i) analogía con datos históricos, (ii) análisis de regresión multiple. Con este método ha conseguido predecir la temperatura de un error cuadrático medio menor a 1.9°C (Ribalaygua et al., 2013). De esta manera se estimaría las variables climáticas de las cuales se tienen datos históricos recogidos, como mínimo, de dos años, en el caso de los sensores añadidos de forma más reciente, por el sistema SCADA del edificio CIESOL.

Igualmente, el precio de la electricidad puede extraerse por horas, según la tarifa contratada, de las publicaciones online de la compañía eléctrica³.

Por último, las variables climáticas internas así como la ocupación del L6 se asumirán como el último valor medido por los sensores colocados en el L6 y leídos por el SCADA.

¹Véase www.aemet.es

²Véase www.ficlima.org

³Véase, por ejemplo, el servicio de Endesa que proporciona el precio de la electricidad a tiempo real www.endesaclientes.com/precio-luz-pvpc.html

4.4.2. Algoritmos de optimización.

En una optimización multiobjetivo, donde el usuario necesita la máxima información para decidir cuál es la solución más adecuada, se precisa de algoritmos que obtengan un frente de Pareto diverso y lo más cercano a las soluciones óptimas posibles. Fundamentalmente por las dificultades para la derivabilidad de las funciones objetivo y las no linealidades de los modelos, se han seleccionado dos algoritmos evolutivos que serán probados en paralelo y cuyos resultados se compararán en el capítulo 5: MOPSO y NSGA-II.

El algoritmo MOPSO ha sido desarrollado en Matlab® por Yarpiz (2015), véase www.yarpiz.com, y se ha modificado para añadir las restricciones de cada variables de decisión. El algoritmo NSGA-II ha sido implementado en Matlab® por Tamilselvi Selvaraj (2015) basándose en la propuesta de Deb, Pratap, Agarwal, y Meyarivan (2002) y no ha precisado modificaciones.

4.4.3. Selección de solución de compromiso.

Una vez obtenido el frente de Pareto, será necesario escoger una única solución del conjunto. Dado que ninguna solución es más óptima que las demás, la toma de decisión debe establecerse en base a ciertos criterios que descartarán cada uno de los puntos del frente hasta dar con la solución de compromiso óptima para el diseñador.

No hay que olvidar que el confort de los usuarios es una cuestión primordial, por este motivo los criterios que se han establecido son los siguientes:

1. Descartar aquellas soluciones que den una consigna de temperatura que proporcione un PMV que quede fuera del rango aceptable de confort, esto es, $[-0.5, 0.5]$.
2. Entre el conjunto anterior, seleccionar la solución con mayor grado de confort visual.
3. En caso de conflicto, seleccionar la solución que garantice un menor gasto energético.

Estos criterios se han utilizado como base para la implementación de un algoritmo de selección que procesa el frente de Pareto obtenido tras cada optimización.

Capítulo 5

Ensayos y resultados

Una vez sentadas las bases en las que se fundamenta este trabajo, en el presente capítulo, se reúnen y analizan cada uno de los resultados para los objetivos propuestos al inicio del mismo. La primera parte del capítulo se destinará a presentar los modelos desarrollados para poder resolver el problema propuesto. En la segunda parte del mismo, se analizarán en detalle los parámetros más importantes del proceso de optimización así como los resultados del mismo. Como conclusión, se estudiará el impacto de estos resultados en términos de ahorro energético y el comportamiento frente a distintos escenarios de precios propuestos.

5.1. Modelos de iluminancia.

5.1.1. Modelo de iluminancia interior.

En primer lugar, se evaluará la bondad del modelo de luz natural y, posteriormente, el modelo completo presentando, primeramente, un conjunto de ensayos con luz artificial y, finalmente, un día entero con cierta riqueza dinámica. Para ello se utilizará el error absoluto medio - Mean Absolute Error (MAE), en inglés -, descrito por la ecuación 5.1.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5.1)$$

donde y_i es el dato real y \hat{y}_i es el dato aproximado por el modelo.

En primer lugar, se ha obtenido el **modelo de iluminancia interior debida al aporte de la luz natural** por medio de una red neuronal. En la figura 5.1, se recogen los resultados de su evaluación para un conjunto de datos de validación - distinto al conjunto de datos de entrenamiento -, así como el error cometido por la red en la estimación de la iluminancia. En ella, se comprueba un error distribuido fundamentalmente en el intervalo comprendido entre -2 y 2 lux, con una media de 0.02 lux. Este comportamiento, en principio, se puede asociar a un ruido blanco de media nula, lo que indica cierta bondad en el modelo propuesto. Además, el MAE toma un valor de 1.2 lux, lo que en términos relativos al rango de datos equivaldría a un 0.4% de error, y con una desviación típica de 2.1 lux respecto a dicha media. Esto indica que el error del modelo, en general, como máximo se alejará ± 2.1 lux respecto al valor del MAE.

En la figura 5.2, se recoge un análisis de regresión, uno de los parámetros principales para medir la bondad de las estimaciones de las redes neuronales. En ella se muestran representados el dato real frente al dato estimado. Cuanto más cercano se encuentre la recta representada del la recta ideal, $y = x$, mejor será la estimación. El coeficiente de regresión es de 0.99 mostrando la buena correspondencia de las estimaciones con los datos reales.

En base a los resultados expuestos con anterioridad, se considera que la estimación del modelo de iluminancia por luz natural es buena y el error que presenta propio al ruido blanco de media nula.

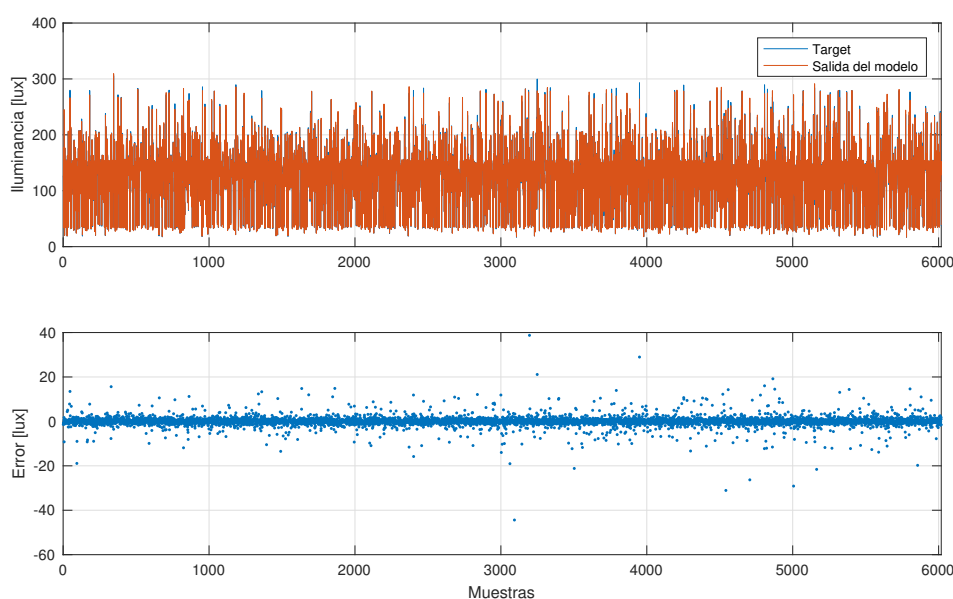


Figura 5.1: Resultados de la red neuronal para el conjunto de datos de validación.

En segundo lugar, el **modelo de la iluminancia interior debida al aporte de la luz artificial** por parte de las luminarias se ha estimado a través de ensayos a escalón en condiciones nocturnas, donde el aporte de luz natural es nulo. Una vez obtenidos los datos que relacionan iluminancia con el voltaje de entrada a las luminarias, se halló un polinomio de grado cuatro por interpolación por mínimos cuadrados¹, expresión 5.2.

¹A través del comando *polyfit* en Matlab®.

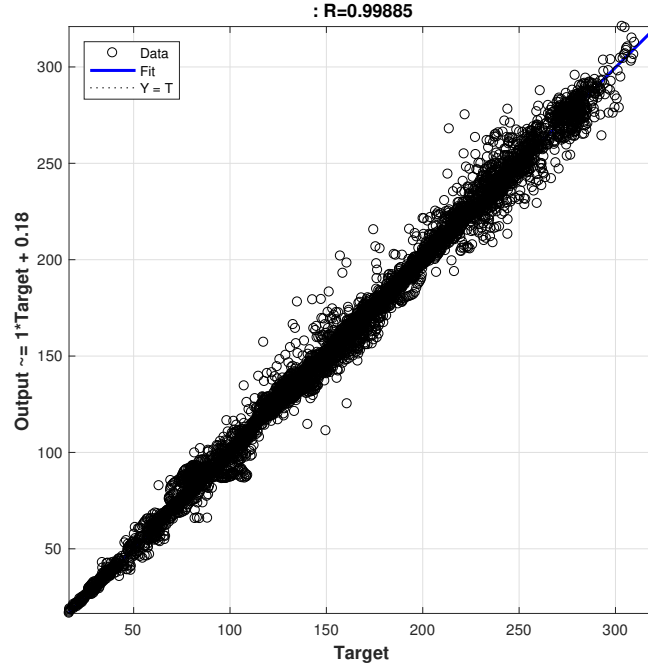


Figura 5.2: Análisis de regresión para los datos de validación.

En la figura 5.3, se recoge la evaluación del polinomio propuesto y el error máximo observado en las medidas tomadas cada 0.5 V durante los ensayos realizados. Se confirma un error alto para voltajes bajos, ocasionados por fenómenos no lineales observados en los distintos ensayos. Sin embargo, el modelo se considera aceptable por dos motivos principales: (i) como se comentará posteriormente, las limitaciones de la instalación de iluminación del edificio provocan que el punto de trabajo para las luminarias equivalga a voltajes elevados; (ii) el MAE es de 6.2 lux, lo que en términos relativos al rango de la variable equivale a un 2.2 % de error, y con desviación típica de 3.7 lux.

$$\hat{y} = -0.101x^4 + 1.414x^3 - 2.113x^2 + 9.089x + 11.711 \quad (5.2)$$

donde \hat{y} es la predicción de iluminancia [lux] y x es el voltaje de entrada a luminarias [V].

La validación del **modelo de iluminancia global**, recuérdese que equivalía a la suma de las estimaciones de los dos modelos anteriores, se realiza con ensayos que involucran tanto fenómenos producidos por luz natural y artificial. En la figura 5.4, se recogen los resultados para un conjunto de datos de validación que incluyen los siguientes ensayos:

- **Muestras 1 a 650:** día 31 de marzo, día claro, ensayo con persiana.

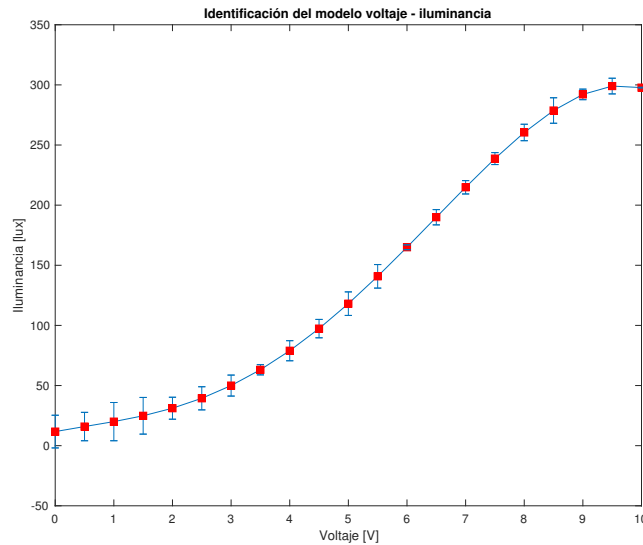


Figura 5.3: Evaluación del polinomio que relaciona voltaje e iluminancia y error máximo cometido.

- **Muestras 651 a 825:** día 5 de abril, día claro, ensayo con persiana.
- **Muestras 826 a 1080:** día 11 de abril, día claro, ensayo con persiana y regulación de voltaje de luminarias.
- **Muestras 1081 a 1220:** día 10 de julio, día claro, ensayo de regulación de voltaje de luminarias.
- **Muestras 1221 a 1420:** día 14 de julio, día claro, ensayo a voltaje constante.

Antes de analizar estos resultados, hay que resaltar que el comportamiento de las luminarias se ha simplificado, siendo únicamente dependiente del voltaje. Sin embargo, durante los ensayos, se han observado ciertos fenómenos no lineales para la iluminancia a bajos voltajes de entrada, así como un tiempo de establecimiento desde que las luminarias son encendidas. Ambos comportamientos son despreciados, pero son una de las principales fuentes de error del modelo propuesto. Otro factor a tener en cuenta es que la red neuronal no ha sido entrenada para los días en los que se realizaron los ensayos para obtener los datos de este conjunto, por lo que se espera un mayor error de estimación que en la validación de la misma.

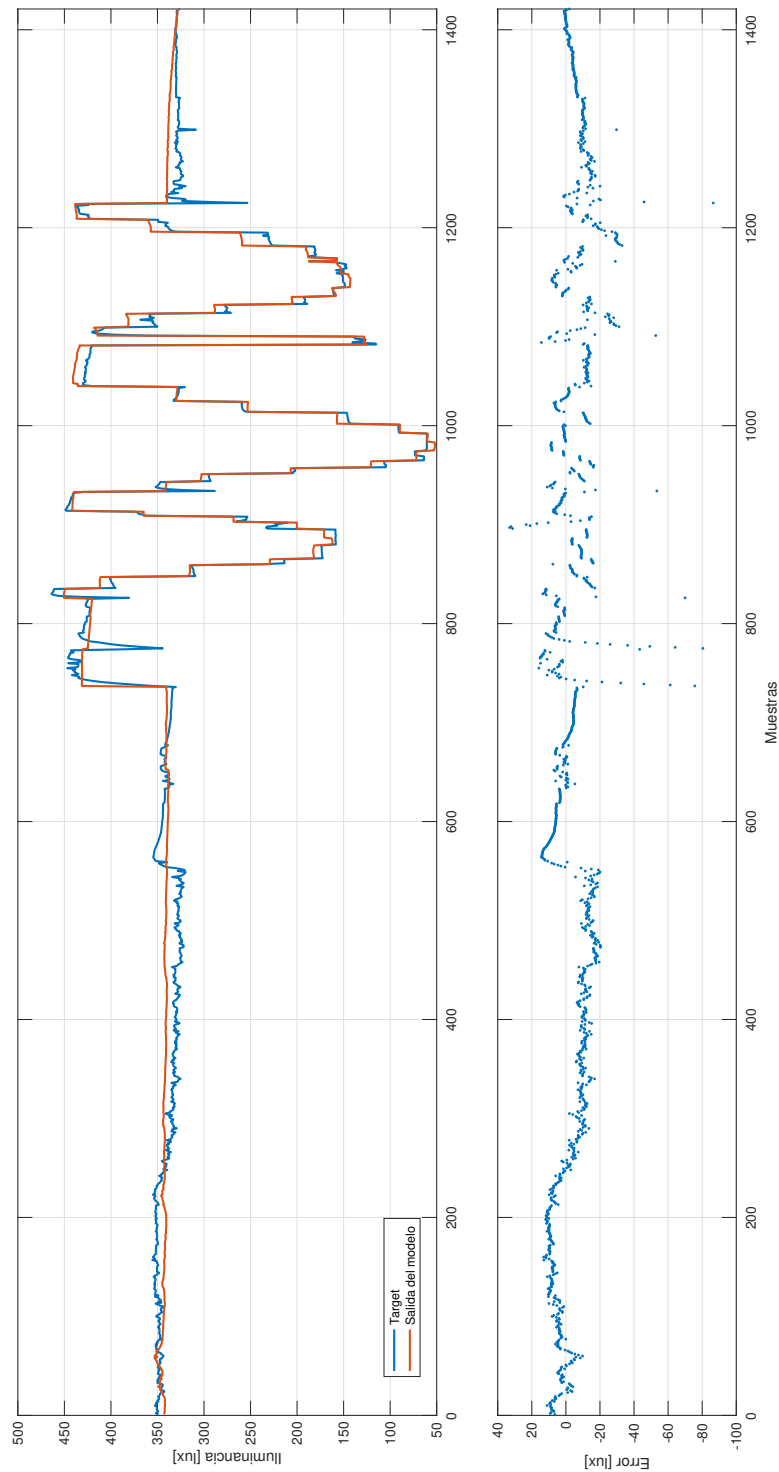


Figura 5.4: Resultados del modelo completo para distintos ensayos con aportación de luz artificial.

En cuanto a los resultados, en la figura 5.4, se observa un error comprendido, fundamentalmente, en el intervalo $[-20, 20]$, con un error medio de -4.1 lux, indicando cierta tendencia a errores negativos. Sin embargo, esta media se ve afectada por comportamientos aislados, con picos de error de hasta -80 lux - 20% de error en términos relativos - provocado por los factores descritos en el párrafo anterior. Por otra parte, el MAE toma un valor de 8.9 lux con una desviación típica de 7.6 lux, siendo despreciable en términos relativos al rango.

En la tabla 5.1 se resumen los principales parámetros tenidos en cuenta para justificar la bondad de los modelos propuestos. En base a ello y a lo expuesto con anterioridad, se considera que el modelo responde adecuadamente en términos de estimación, habiéndose obtenido un compromiso entre error de estimación y simplicidad del modelo.

Modelo	Intervalo [lux]	MAE [lux]	Error relativo [%]	Desviación típica [lux]
Luz natural	[0, 310]	1.2	0.4	2.1
Luz artificial	[10, 298]	6.2	2.2	3.7
Global	[0, 513]	8.9	1.7	7.6

Tabla 5.1: Resumen de errores en modelos propuestos

5.1.2. Modelo de consumo energético de luminarias.

La estrategia para identificar este sistema fue idéntica a la aplicada para el modelo de iluminancia por aporte de luz artificial. A través de ensayos a escalón, se asoció un consumo eléctrico medido con un vatímetro a cada entrada de voltaje y, mediante una interpolación por mínimos cuadrados, se ha obtenido un polinomio de quinto orden, definido en la expresión 5.3.

$$\hat{y} = 0.004x^5 - 0.164x^4 + 1.727x^3 - 3.226x^2 + 5.865x + 71.365 \quad (5.3)$$

donde \hat{y} es la predicción de consumo eléctrico [W] y x es el voltaje de entrada a luminarias [V].

En la figura 5.5 se recoge la evaluación del polinomio propuesto y los errores de estimación observados en relación a distintos ensayos. El modelo hallado presenta un MAE de 3.7 W, en términos relativos al rango supone un 1.23% de error. Dado que el modelo no es crítico para el objetivo principal de este trabajo fin de grado, se considera que la estimación que proporciona el modelo es aceptable.

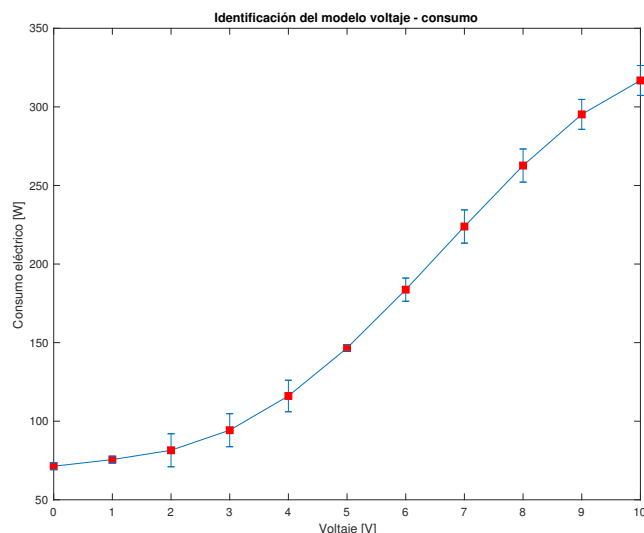


Figura 5.5: Evaluación del polinomio que relaciona voltaje y consumo eléctrico y error absoluto máximo cometido.

5.2. Optimización multiobjetivo.

5.2.1. Análisis pre-optimización: comparación MOPSO y NSGA-II.

Al aplicar los algoritmos presentados en la sección 4.4.2, esto es, optimización por enjambre de partículas (MOPSO) y algoritmo genético NSGA-II, se pretende obtener frentes de Pareto de calidad, es decir, lo más cercanos posible al conjunto de soluciones eficientes realmente óptimas - ya se avanzó que estos métodos no aseguraban el alcance de soluciones óptimas - efectuando la menor carga computacional posible.

En este aspecto inciden ciertos parámetros que caracterizan el proceso de optimización realizado por dichos algoritmos, que dependen en gran medida del problema de optimización que se intente resolver. En esta sección se buscará la configuración idónea para el problema de optimización presentado y se compararán los métodos seleccionados.

Según Coello y Salazar (2002), dos de los parámetros a tener en cuenta para el MOPSO son el número de partículas y el número de ciclos o iteraciones. En su trabajo, proponen ciertos intervalos orientativos para su establecimiento, que son $[20,80]$ y $[80,120]$, respectivamente. De forma análoga, el número de partículas será la población inicial y el número de iteraciones será el número de generaciones en el NSGA-II. A continuación se realizará un análisis de sensibilidad para dichos parámetros.

En la figura 5.6, se observa el frente de Pareto obtenido modificando únicamente el parámetro de número de iteraciones en el algoritmo MOPSO. En ella, se representa la función de coste 1 frente a la función de coste 2 ambas evaluadas para cada solución eficiente. Se puede distinguir que, para un número de iteraciones inferior a 110, el frente de Pareto se aleja del óptimo. A partir de 110 iteraciones, no se aprecia diferencia entre los frentes de Pareto obtenidos. La razón es que el número de iteraciones supone la condición de parada del algoritmo, si se alcanza el conjunto óptimo de forma previa a llegar al máximo de iteraciones permitido, las operaciones que se repiten no redundarán en una mejora del resultado. Por tanto, un mayor número de iteraciones supondrá un mayor número de operaciones y una mayor carga computacional sin beneficio alguno.

Por estos motivos, a partir de este momento se establecerá 120 iteraciones como la condición de parada para este algoritmo, coincidiendo con el máximo propuesto por Coello y Salazar (2002).

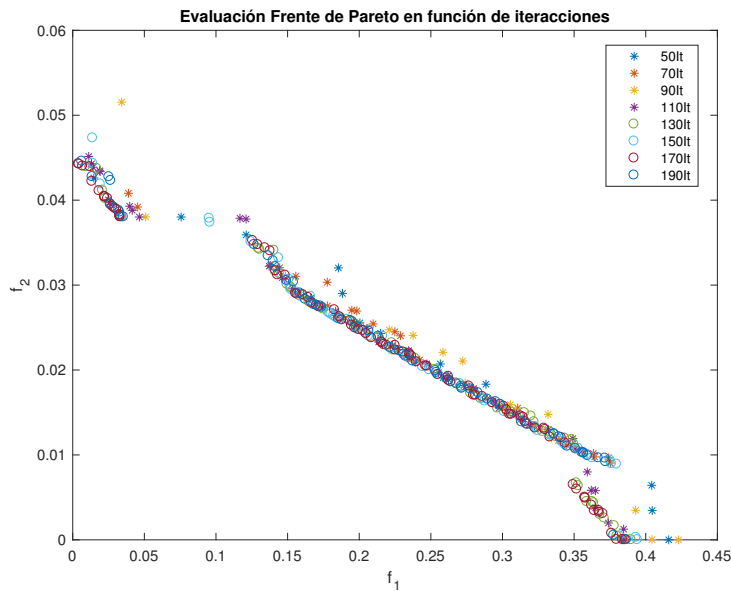


Figura 5.6: Variación del frente de Pareto en función de las iteraciones para MOPSO. Población inicial constante en 150.

Una vez establecido el número de iteraciones, se varía la población inicial con el objetivo de observar su incidencia en la calidad del frente de Pareto, figura 5.7. En el caso de la población inicial, el frente de Pareto no sufre variaciones realmente apreciables. Por tanto, se establecerá una población inicial de 100. La razón de establecer este parámetro en 100, es obtener un frente de Pareto suficientemente variado, ya que conforme menor sea la población inicial, el conjunto de soluciones eficientes hallado tiende a ser menor.

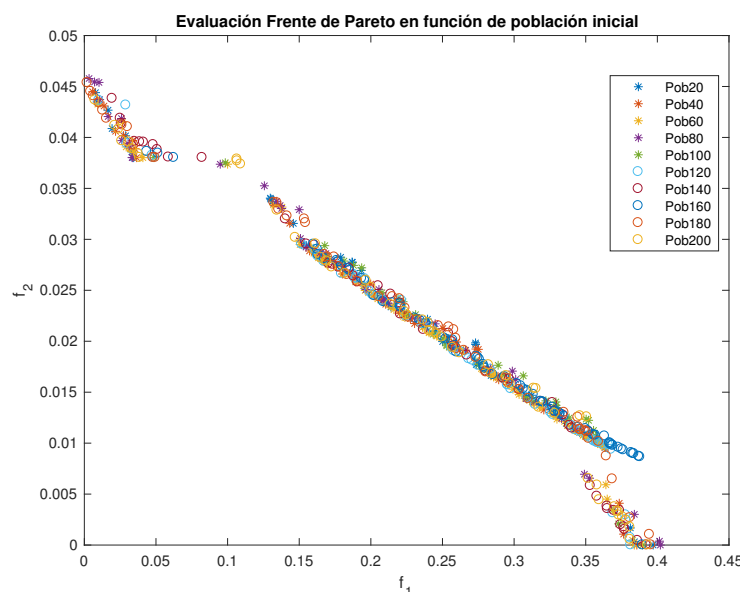


Figura 5.7: Variación del frente de Pareto en función de la población inicial para MOPSO. N° de iteraciones constante en 120.

Estos parámetros han sido establecidos con vistas a disminuir la carga computacional, pero cabe preguntarse si realmente el frente de Pareto obtenido será cercano al frente de Pareto óptimo real para el problema dado. Para ello, se ha llevado una simulación con parámetros sobredimensionados, suponiendo que este frente será el ideal, y otra con los parámetros propuestos. En la figura 5.8, se comprueba como con los parámetros fijados anteriormente se obtiene un frente de Pareto con un porcentaje superior al 90 % con el frente de referencia, pero con un tiempo de cómputo² que varía entre 3 y 6 min, frente a las 40 min de este.

El análisis realizado con el NSGA-II es análogo y se omite para evitar redundancia. En las tablas 5.2 y 5.3 se recogen los parámetros que se han seleccionado para el proceso de optimización.

Por último, se compararán los dos frentes de Pareto obtenidos a lo largo de un día usando ambos algoritmos, con el fin de poder proponer un único algoritmo para el sistema optimizador. En la figura 5.12, se recogen los frentes de Pareto calculados a lo largo de un día por los dos algoritmos tratados.

²Todas las simulaciones han sido realizadas con procesador Intel® Core™ i5-6500T CPU 2.5 GHz RAM 8 GB, sistema operativo Windows 10 x64 y Matlab® 2017.

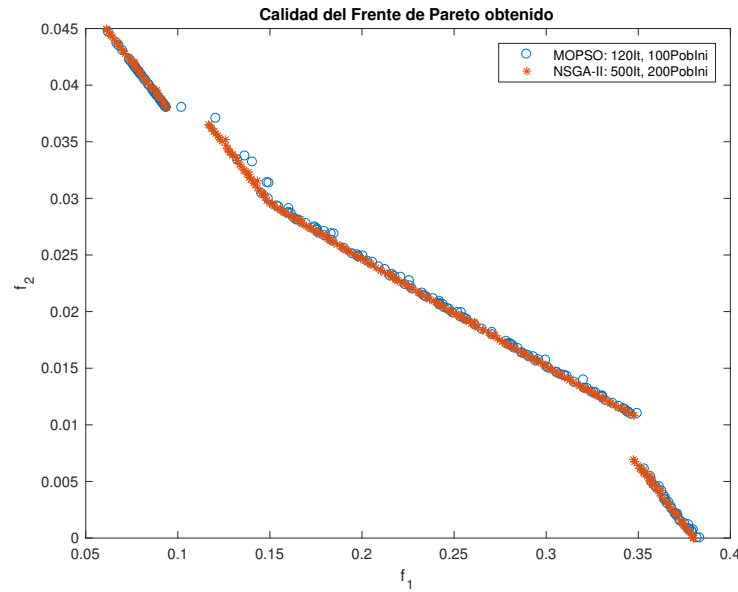


Figura 5.8: Frente de Pareto ideal y obtenido con parámetros fijados.

Tabla 5.2: Parámetros seleccionados para el algoritmo MOPSO.

Caso	Población inicial	Nº iteraciones	Tiempo de cómputo [min]
Defecto	200	200	45-60
Definitivo	100	120	<6

Tabla 5.3: Parámetros seleccionados para el algoritmo NSGA-II.

Caso	Población inicial	Nº iteraciones	Tiempo de cómputo [min]
Defecto	200	500	30-45
Definitivo	100	120	<5

En ella, se pueden observar la coincidencia prácticamente completa de las soluciones aportadas por cada algoritmo, a excepción de los frentes de Pareto correspondiente a las 8 a.m y 9 a.m, en los cuales se comprueba que las soluciones del MOPSO dominan a aquellas del NSGA-II. En cuanto a los frentes obtenidos para las 10 a.m, cada algoritmo propone soluciones diferentes, lo cual alimenta la duda de cuán óptimos son dichos frentes. Por ultimo, el frente propuesto por el NSGA-II para las 11 a.m tiene una calidad deficiente.

En términos de tiempo computacional, ambos algoritmos presentan buenos resultados con la configuración propuesta, habiendo una diferencia de menos de un minuto para la obtención de cada frente, tabla 5.4.

A la vista de estos resultados, y fundamentalmente por dominancia de las soluciones aportadas por el MOPSO sobre las aportadas por el NSGA-II se puede concluir que, para el problema de optimización que se pretende resolver, el algoritmo MOPSO presenta, en general, mejores resultados que el algoritmo NSGA-II. A partir de este momento, todos los frentes de Pareto mostrados serán calculados con él.

5.2.2. Análisis de resultados de optimización.

Recuérdese que para cada conjunto de condiciones, se obtendrá un frente de Pareto, es decir, para la obtención de cada una de las diez consignas buscadas - una consigna por hora desde las 8 a.m hasta las 5 p.m -, se calculará un frente de Pareto completo. Así, cada día se deben obtener hasta diez frentes y procesarlos posteriormente.

Cabe mencionar que, durante el proceso de optimización, se considerará una velocidad del viento interior constante de 0.2 m/s, simulando que o bien el sistema de climatización está encendido o la ventana está abierta. Este es un valor medio escogido según las medidas tomadas en el L6. La razón radica en la incidencia de este parámetro PMV a partir del cual se calcula la temperatura ideal desde el punto de vista del confort de los usuarios.

A continuación, se presentarán cuatro días tipo para los cuales se probará el sistema propuesto y se analizarán los resultados obtenidos. Estos días comprenden el período de tiempo entre marzo y julio³ de 2017. Introducir datos de otros meses sería absurdo, pues la optimización presentará cierto error derivado de una mala estimación de la red neuronal para la iluminancia interior - recuérdese que esta está únicamente entrenada para dichos meses. De entre estos meses, es importante destacar que la instalación central de agua para climatización trabaja en modo invierno durante los meses de octubre a abril y en modo verano durante los meses de mayo a septiembre. Es decir, se aportan dos ejemplos para el funcionamiento del modo invierno y otros dos ejemplos para el modo verano de la instalación.

³Se prescinde del mes de mayo, debido a que el edificio CIESOL sufrió diversas tareas de mantenimiento que no permitieron la adquisición de datos.

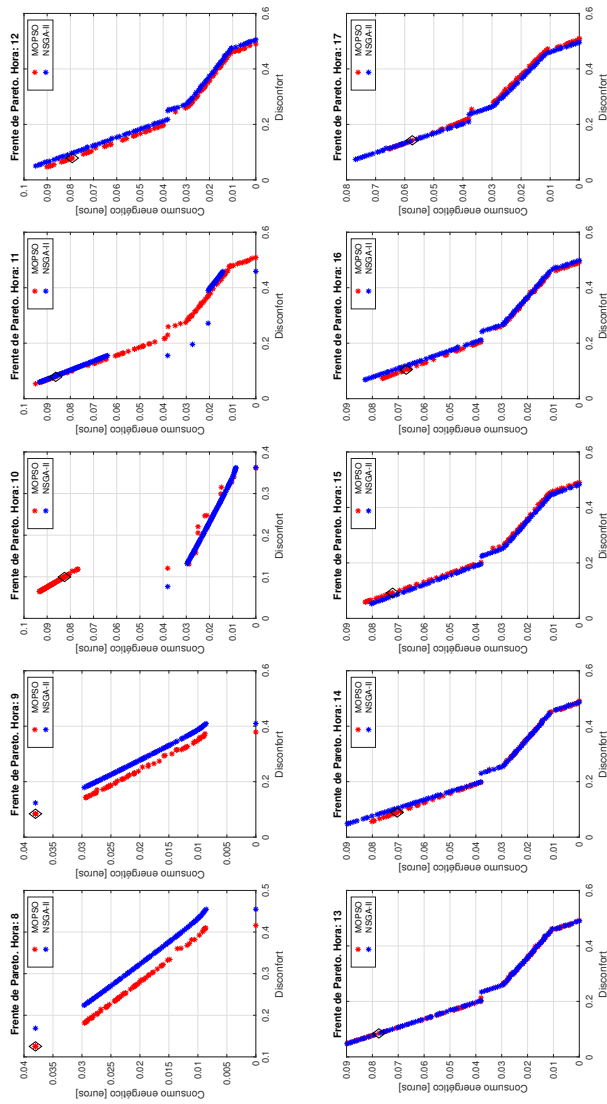


Figura 5.9: Frentes de Pareto para el día 25/03/17. Comparación MOPSO y NSGA-II.

Tabla 5.4: Tiempo de cómputo, en segundos, para obtención de frentes de Pareto para el día 25/03/17.

Algoritmo	FP8	FP9	FP10	FP11	FP12	FP13	FP14	FP15	FP16	FP17
MOPSO	329	331	296	315	292	300	300	293	291	296
NSGA-II	287	279	277	284	283	283	283	282	282	282

Para una mejor comprensión de los resultados y correspondiente análisis que se exponen a continuación, se recomienda al lector que siga la siguiente dinámica. En primer lugar, se presentarán las condiciones de contorno empleadas en la optimización de los dos ejemplos de funcionamiento del modo invierno, esto es temperatura exterior, velocidad del viento exterior, radiación difusa y global, iluminancia exterior y número de personas. Seguidamente, se analizan ambos ejemplos de manera conjunta. Por último, se expondrán los frentes de Pareto de cada intervalo horario así como gráficas que indican la evaluación de cada una de las funciones objetivo para las soluciones recogidas en el frente de Pareto anterior. El mismo esquema es seguido para el modo verano. Por tanto, es conveniente que el lector trate de comprender el análisis expuesto y, comprendiendo las condiciones de contorno de cada caso, consulte las gráficas mencionadas.

Instalación en modo invierno. Día tipo de marzo y abril.

Los casos seleccionados para evaluar el sistema propuesto en un funcionamiento de la instalación de invierno corresponden a los días 25/03/2017 y 21/04/2017. Las condiciones de contorno que se introducen en el sistema optimizador para estos días se recogen en las figuras 5.10 y 5.11, respectivamente.

Una peculiaridad de los ejemplos escogidos es que el día 25/03/2017 el L6 se encuentra desocupado, mientras que el día 21/04/2017 tiene una variación muy notable del número de personas a lo largo del día. Pese a que los días donde la ocupación se estime nula, por ejemplo, un fin de semana, el sistema optimización no será necesario pues los sistemas de calefacción e iluminación se encontrarán desconectados, este ejemplo es interesante para ver las diferencias, fundamentalmente, en consumo causadas por la ocupación del L6.

En los dos casos previos, se pueden destacar varias observaciones:

- Para cada conjunto de condiciones, el frente de Pareto es distinto.
- Los niveles ideales desde el punto de vista del confort rondan, en ambos casos, los 24.5°C - $PMV(x_1^*) = 0$ - y 500 lux. Es fácilmente apreciable que conforme las consignas se acercan a estos valores, disminuye el grado de discomfort, así como aumenta el consumo energético, pues es preciso calefactar cuando la temperatura exterior es inferior.
- La consigna de temperatura tenderá a disminuir para decrementar así el consumo eléctrico, ello conlleva un aumento del grado de discomfort. Igual ocurre con la consigna de iluminancia.
- Para estos casos, la ocupación del laboratorio beneficia al objetivo de confort térmico. Entiéndase a cada persona como un productor de calor: en invierno, se pretende, normalmente, aumentar la temperatura de la estancia, por lo que el aporte efectuado por las personas repercute en un consumo inferior de la instalación calefactora.

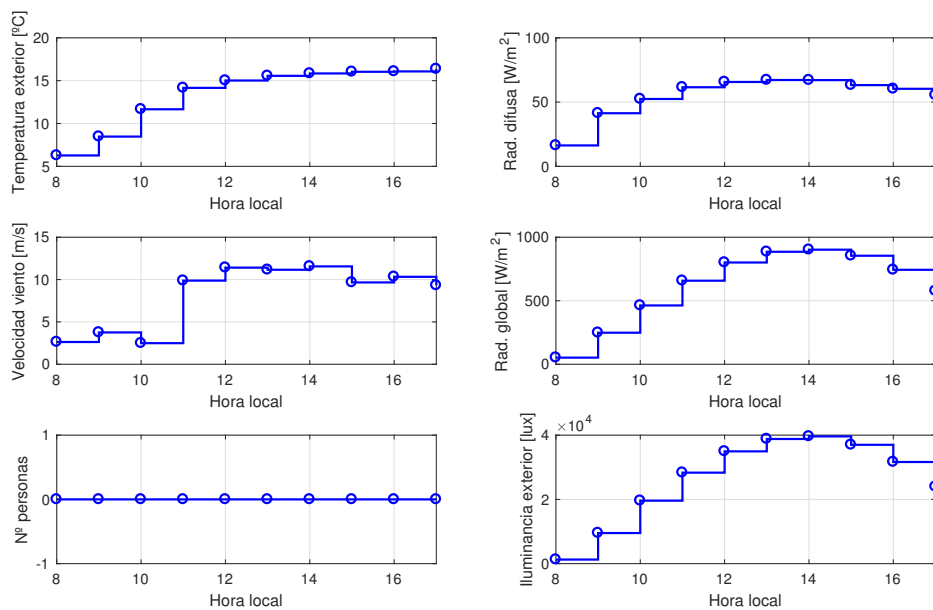


Figura 5.10: Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 25/03/17.

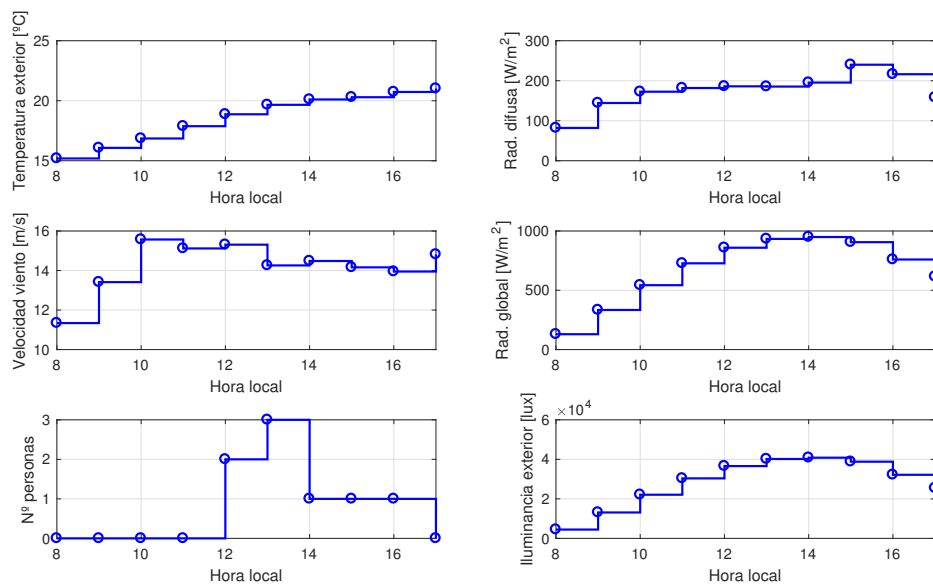


Figura 5.11: Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 21/04/17.

Por este motivo, el día 21/04/2017 los frentes de Pareto se sitúan en niveles inferiores de consumo respecto al día 25/03/2017. Si bien es cierto que la temperatura exterior, distinta en ambos días y superior en abril, también apoya a esta disminución del consumo, no se puede negar la incidencia de este factor si se analiza lo que ocurre a las 12 a.m ambos días, a temperaturas exteriores similares pero con diferentes ocupaciones. Es esperable el comportamiento inverso en verano.

- El día 21/04/17 a las 3 p.m, figura 5.15, se presenta un punto en el cual el grado de discomfort es nulo, siendo el único caso en el cual se abre esta posibilidad. Esto es debido a las restricciones impuestas. Recuérdese que los límites para la consigna de iluminancia estaban establecidos de manera que la consigna fuese coherente con el nivel de luz natural recibida. Puesto que el aporte de luz artificial es constante, dado cierto voltaje de entrada, para el voltaje máximo el nivel de iluminancia corresponderá la máxima iluminancia alcanzada en condiciones de luz natural nula. Para estos casos, no hay ningún momento en el que la suma de los aportes de luz natural y artificial sean igual a la iluminancia óptima, siendo físicamente imposible llegar a un grado de discomfort ideal, es decir, nulo. Esto es una limitación importante relativa a la instalación del edificio.

A continuación, en las figuras 5.12 y 5.15 se muestran los frentes de Pareto para los días 25/03/2017 y 21/04/2017, respectivamente. Asimismo, se incluyen las evaluaciones de los objetivos, discomfort y consumo energético, en función de las soluciones obtenidas, consigna de temperatura e iluminancia, en las figuras 5.13 y 5.14 para el día 25/03/2017, y figuras 5.16 y 5.17 para el día 21/04/2017. Se adelanta ya, representado en el frente de Pareto mediante un rombo negro, el punto de trabajo escogido durante la etapa de post-optimización.

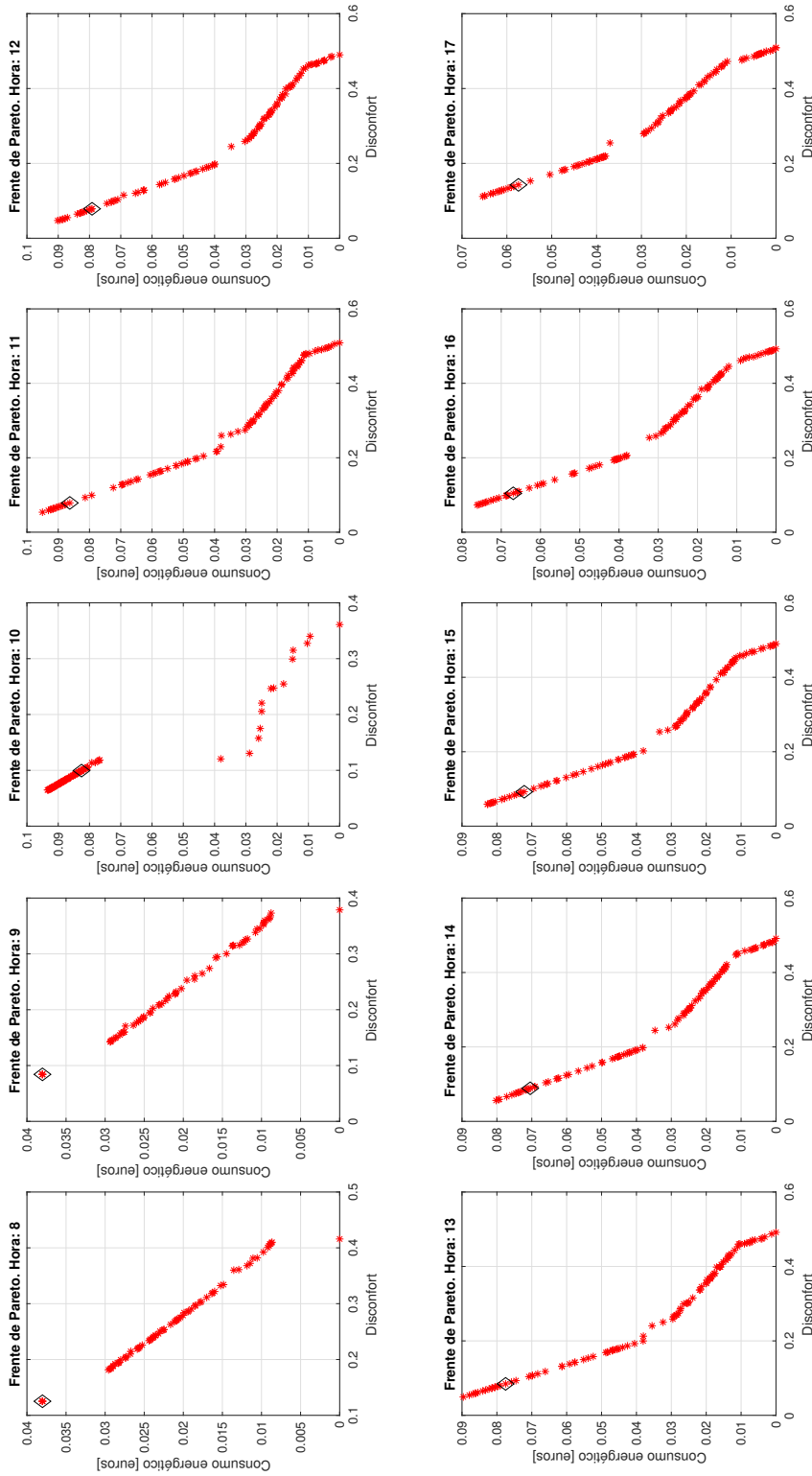


Figura 5.12: Frentes de Pareto para el día 25/03/17.

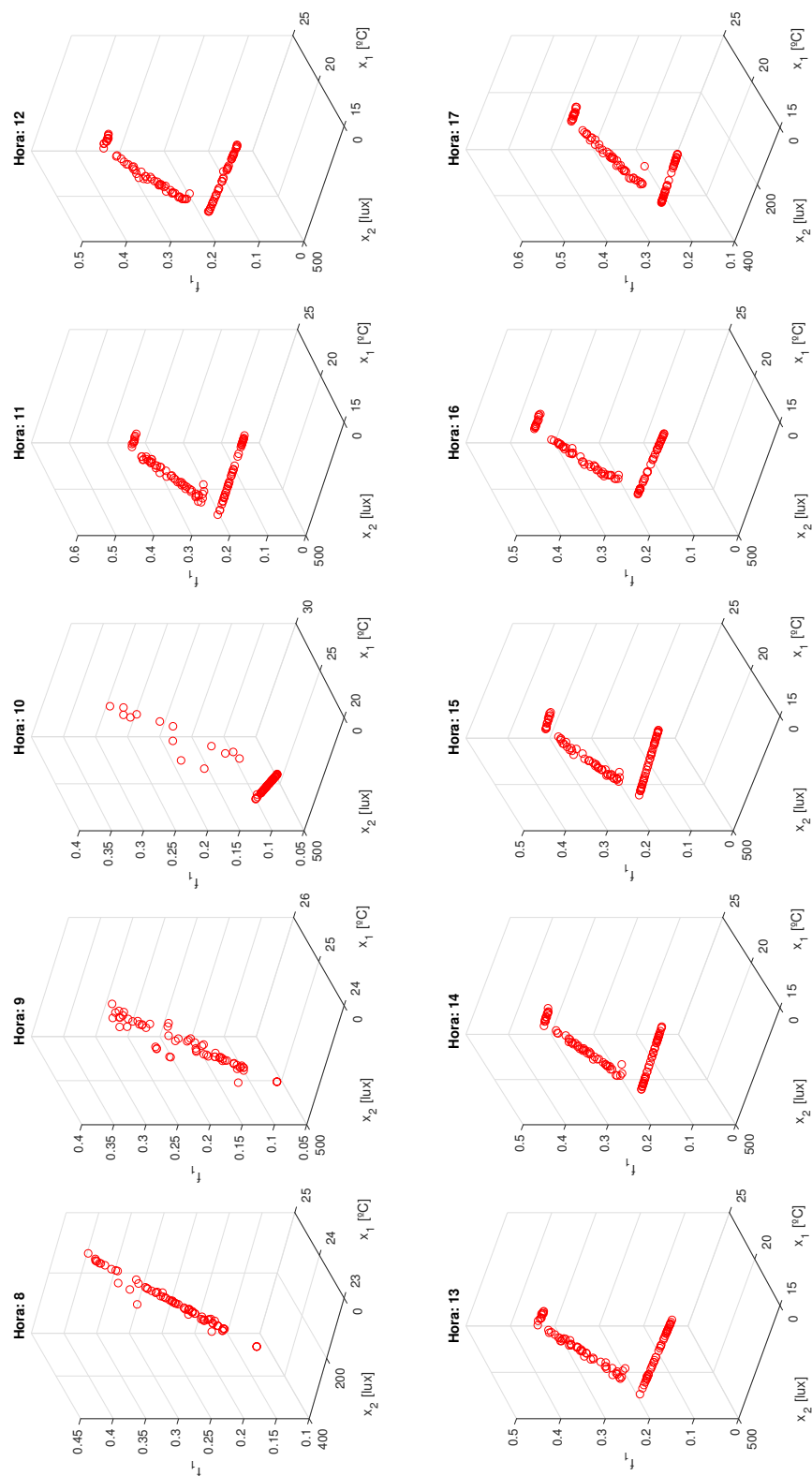


Figura 5.13: Discomfort en función de consignas óptimas para el día 25/03/17.

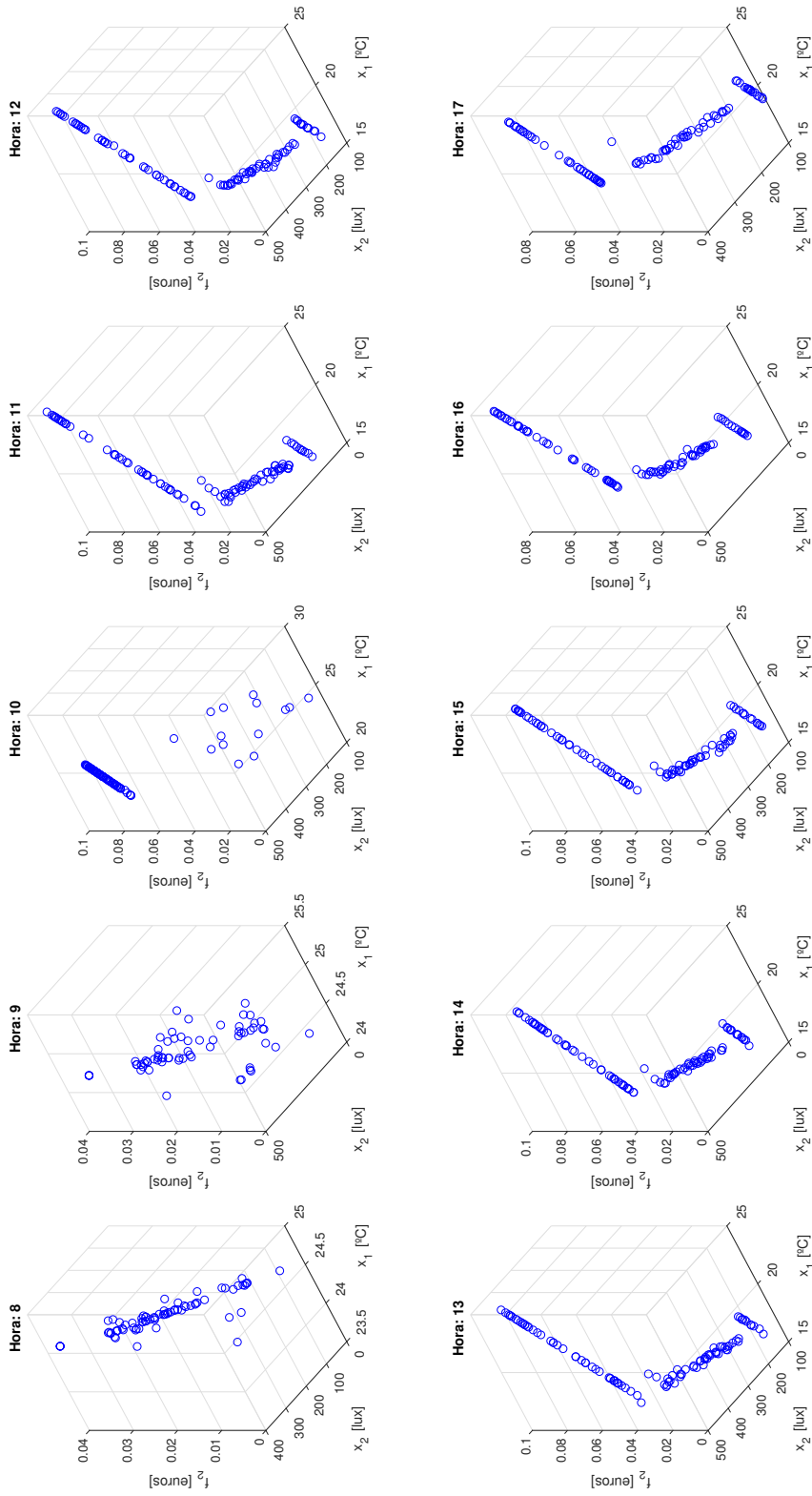


Figura 5.14: Consumo en función de consignas óptimas para el día 25/03/17.

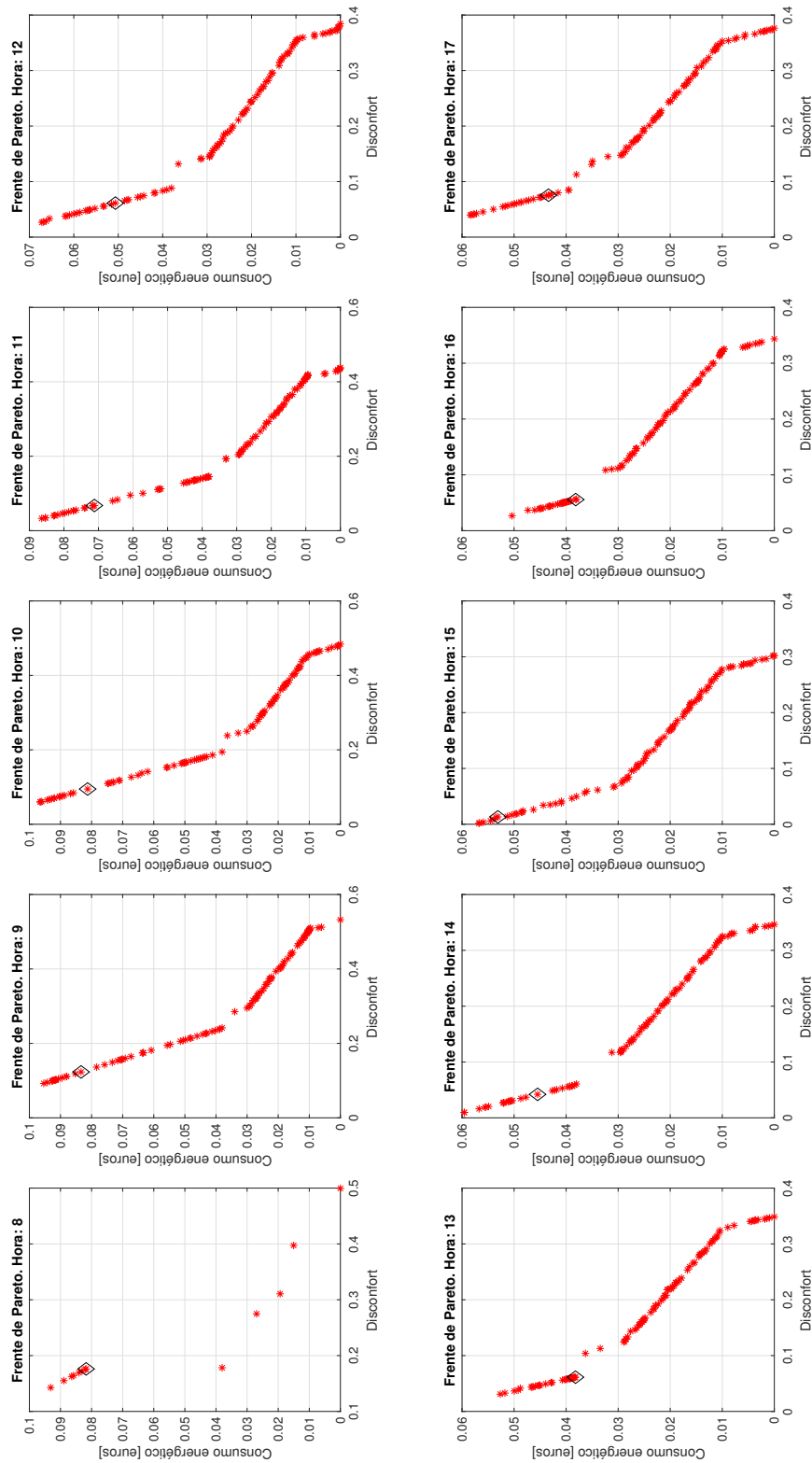


Figura 5.15: Frentes de Pareto para el día 21/04/17.

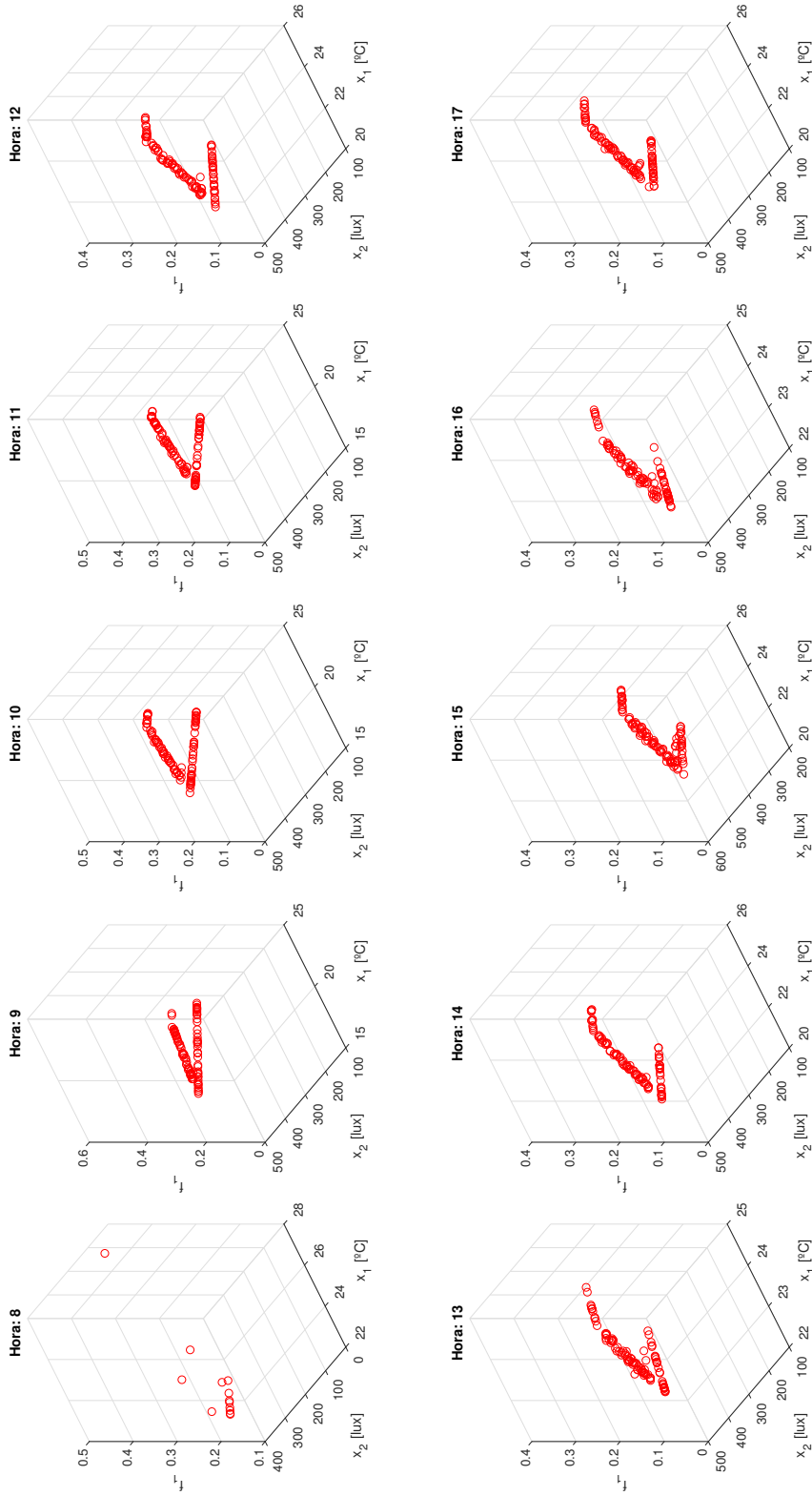


Figura 5.16: Discomfort en función de consignas óptimas para el día 21/04/17.

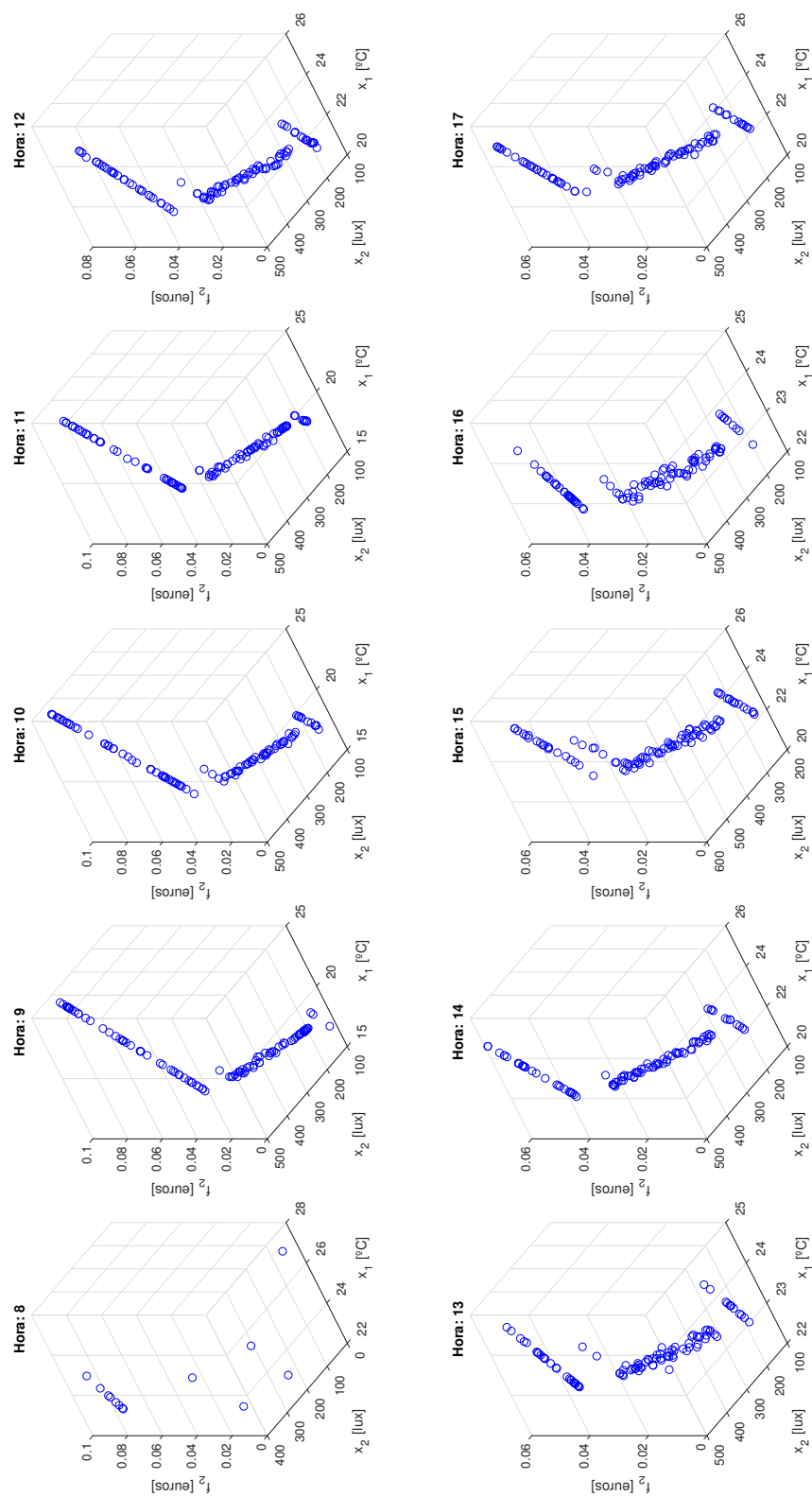


Figura 5.17: Consumo en función de consignas óptimas para el día 21/04/17.

Instalación en modo verano. Día tipo de junio y julio.

Los casos seleccionados para evaluar el sistema propuesto en un funcionamiento de la instalación de invierno corresponden a los días 22/06/2017 y 10/07/2017. Las condiciones de contorno que se introducen en el sistema optimizador para estos días se recogen en las figuras 5.18 y 5.19, respectivamente.

Las condiciones, en general, son similares para ambos casos, siendo el número de personas la principal discrepancia. Así, se podrá comprobar la incidencia en el número de personas en la instalación durante su funcionamiento en modo verano.

Respecto a los dos casos anteriores, se advierten los siguientes puntos:

- Los niveles ideales desde el punto de vista del confort rondan, en ambos casos, los 26.7°C - $PMV(x_1^*) = 0$ - y 500 lux. Es fácilmente apreciable que conforme las consignas se acercan a estos valores, disminuye el grado de discomfort, así como aumenta el consumo energético, pues es preciso enfriar cuando la temperatura exterior es superior.
- El consumo eléctrico aumentará conforme disminuya la consigna de temperatura. He aquí la principal evidencia de las diferencias entre el modo verano e invierno de la instalación.
- Los frentes de Pareto se desplazan hacia la izquierda conforme avanza el día hasta mediodía. Es decir, en torno a las 12 a.m suele costar menos mantener el nivel de confort. A esa hora, la iluminancia adquiere valores altos que permiten alcanzar mayor confort visual al mismo coste que en las horas anteriores y la temperatura seguirá subiendo a lo largo del día, lo que supondrá un mayor coste eléctrico para mantener cierta consigna y un desplazamiento del frente hacia la derecha.
- No hay ninguna solución que teóricamente proporcionase un confort óptimo. La razón es la misma que en el caso anterior, hay una fuerte limitación en la iluminancia de la habitación. En cambio, sí hay soluciones que equivalen a un consumo nulo, serán aquellas en las que la consigna de temperatura se igualen o superen la temperatura exterior y la consigna de iluminación iguale al aporte que da la luz natural. Este punto siempre supone el máximo grado de discomfort en los usuarios.

A continuación, en las figuras 5.20 y 5.23 se muestran los frentes de Pareto para los días 22/06/2017 y 10/07/2017, respectivamente, junto con el punto de trabajo que será seleccionado posteriormente en la etapa de post-optimización. Asimismo, se incluyen las evaluaciones de los objetivos, discomfort y consumo energético, en función de las soluciones obtenidas, consigna de temperatura e iluminancia, en las figuras 5.21 y 5.22 para el día 22/06/2017, y figuras 5.24 y 5.25 para el día 10/07/2017.

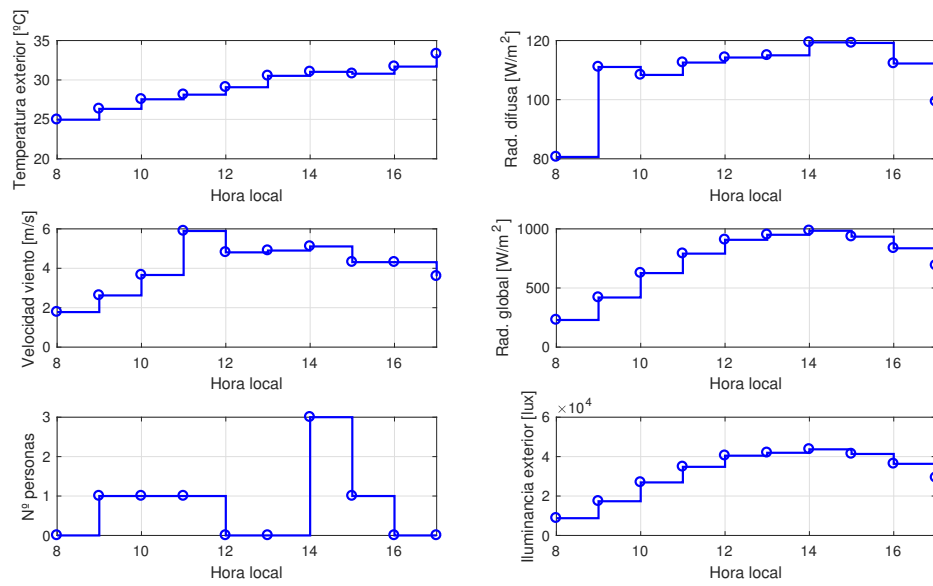


Figura 5.18: Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 22/06/17.

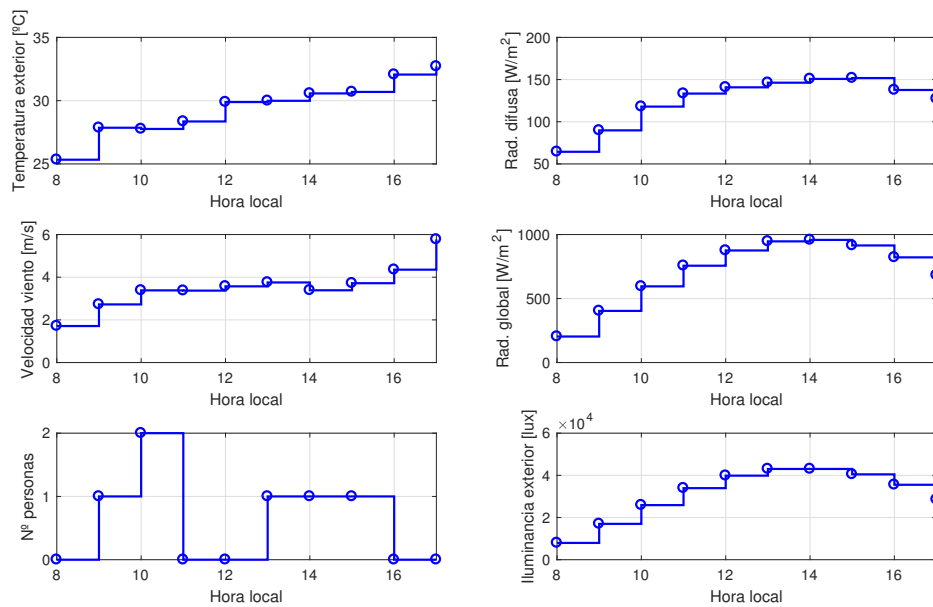


Figura 5.19: Previsiones de condiciones de contorno por horas para el día 10/07/17.

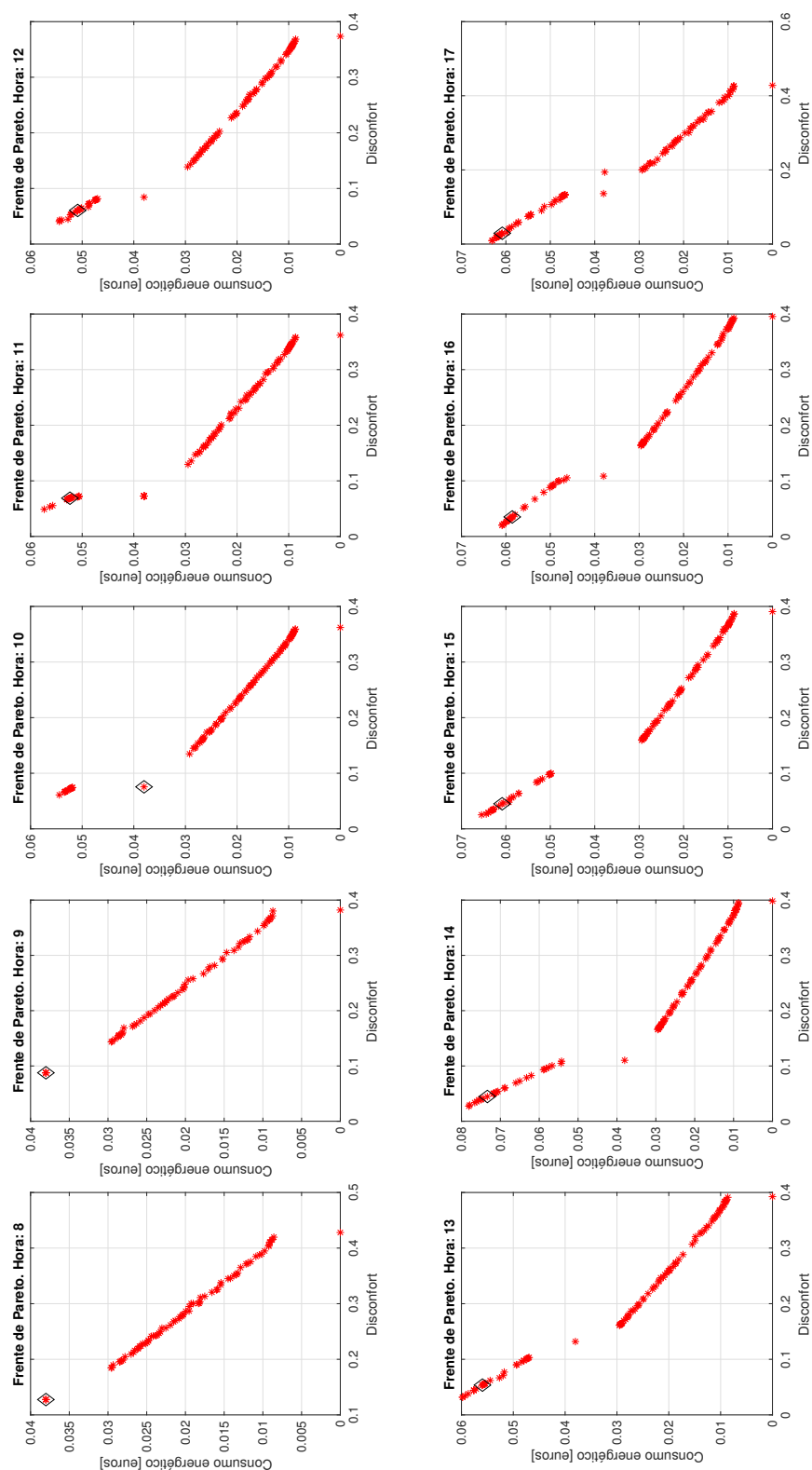


Figura 5.20: Frentes de Pareto para el día 22/06/17.

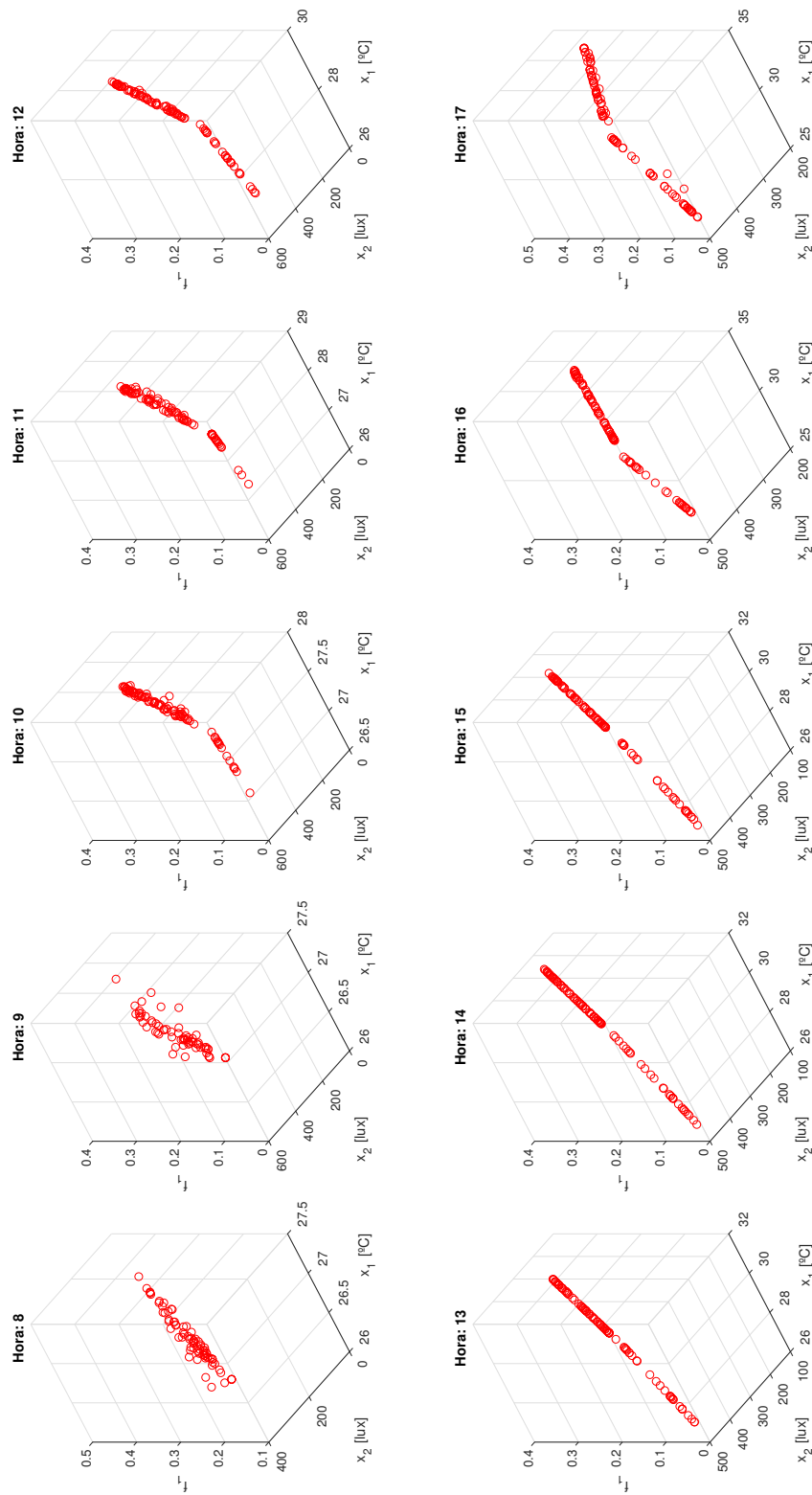


Figura 5.21: Disconfort en función de consignas óptimas para el día 22/06/17.

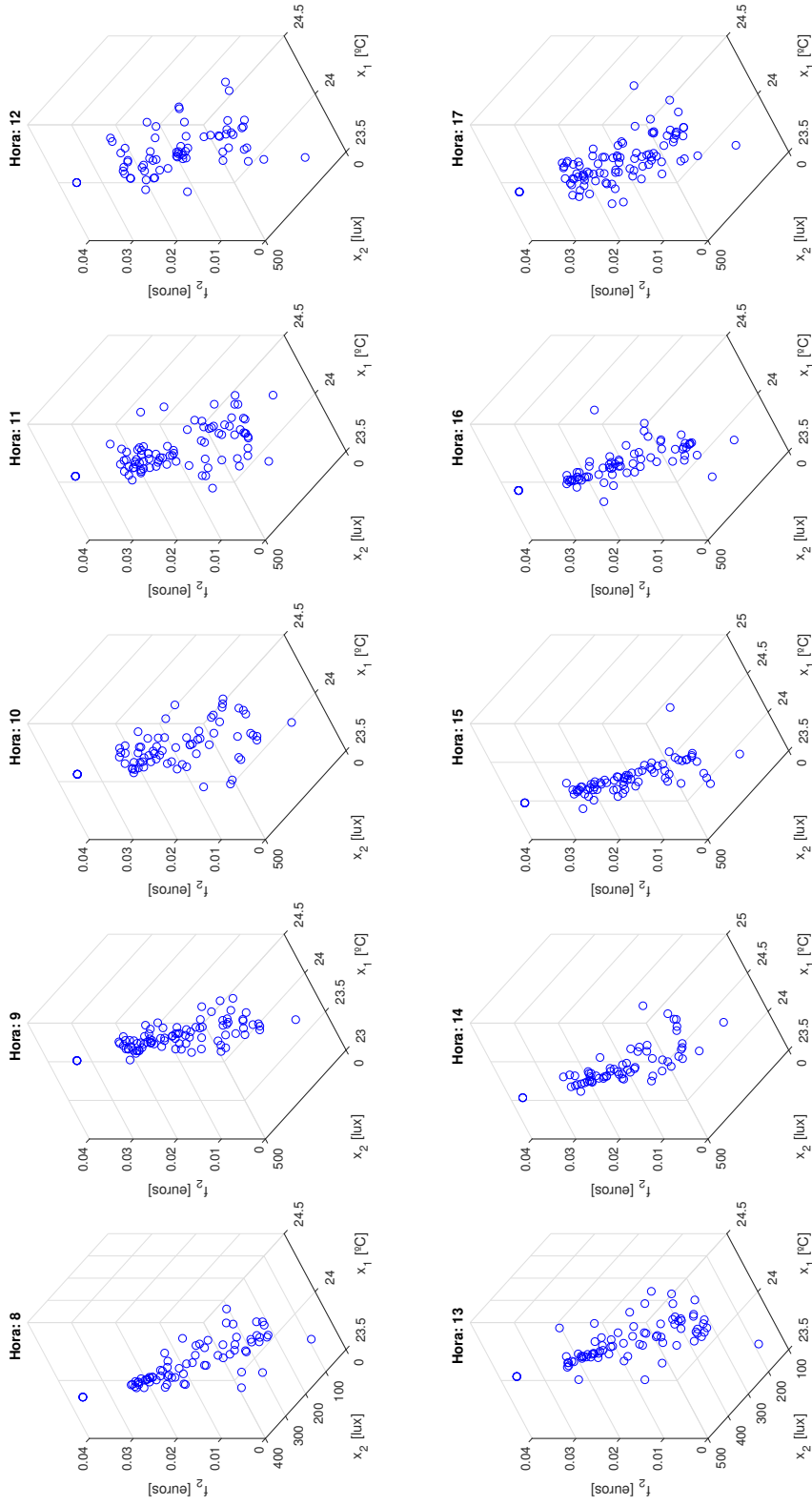


Figura 5.22: Consumo en función de consignas óptimas para el día 22/06/17.

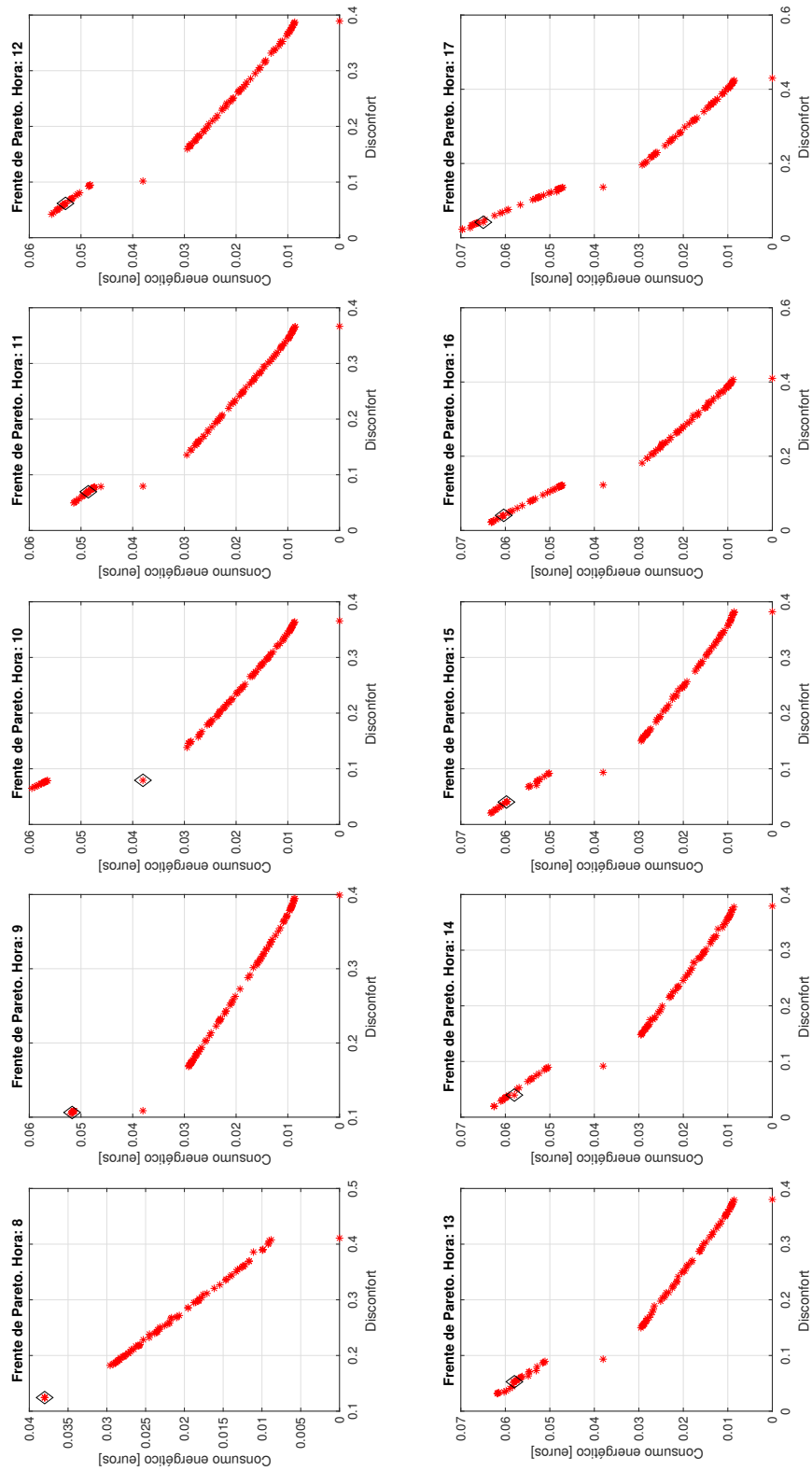


Figura 5.23: Frentes de Pareto para el día 10/07/17.

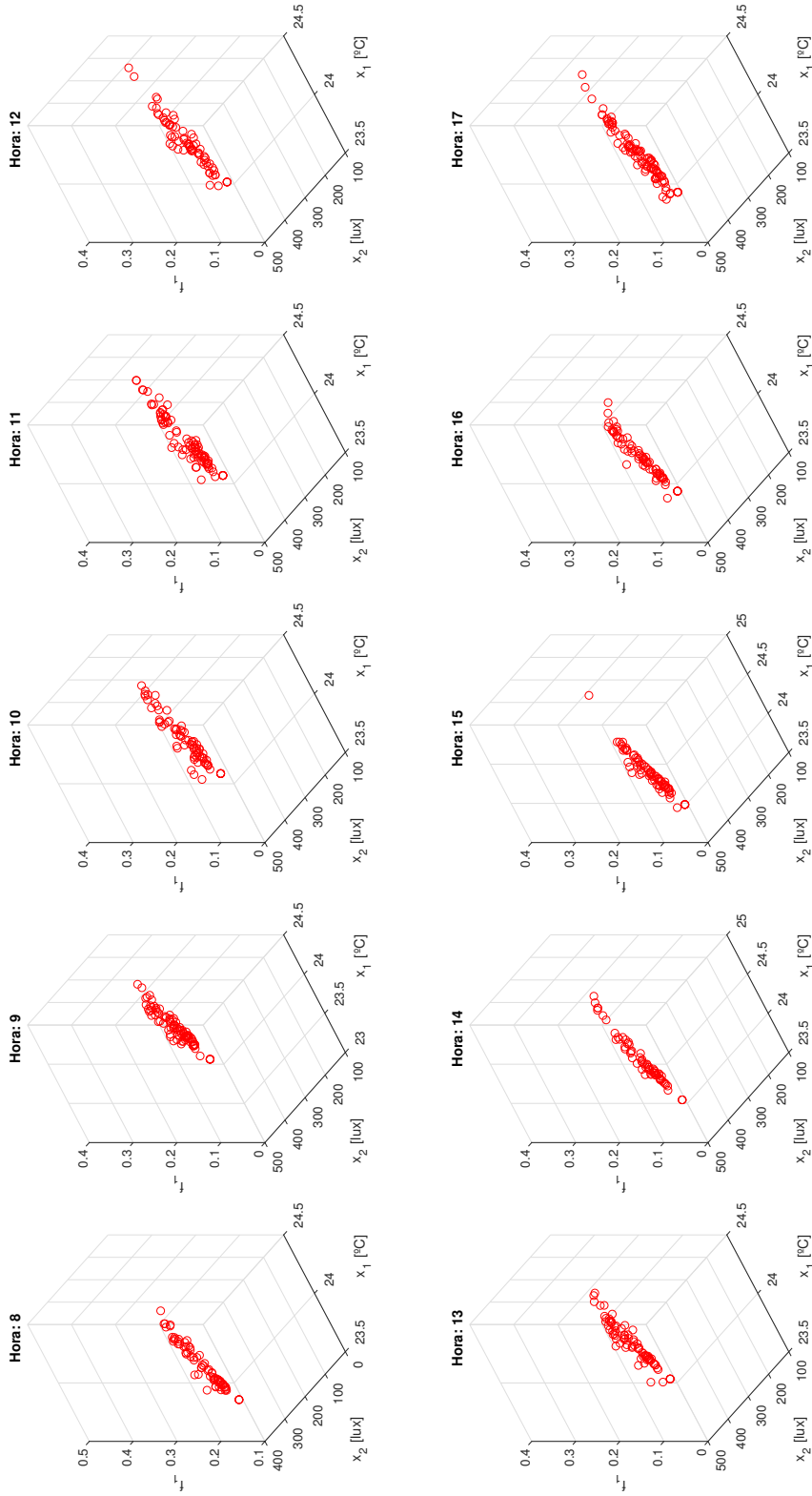


Figura 5.24: Discomfort en función de consignas óptimas para el día 10/07/17.

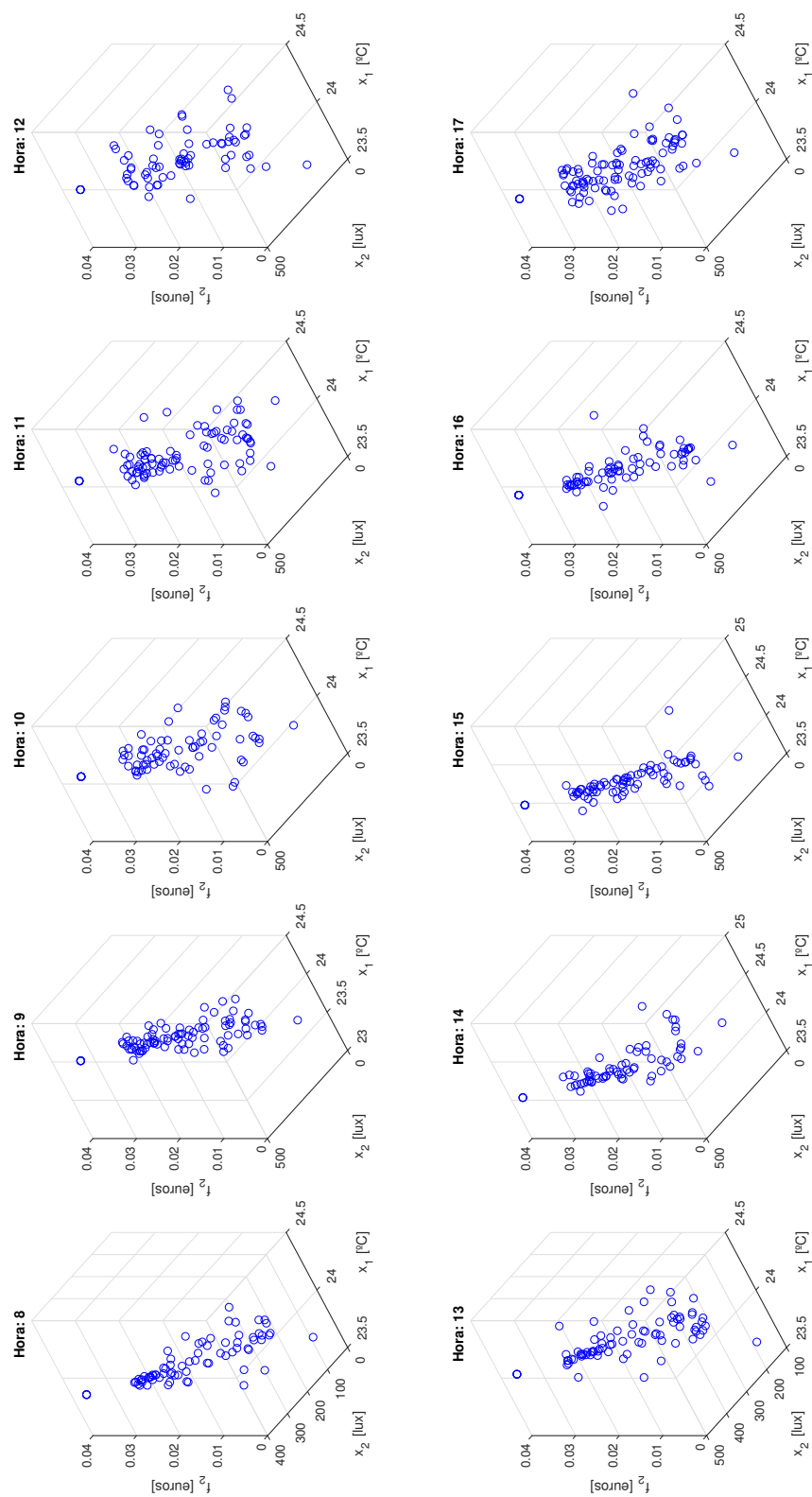


Figura 5.25: Consumo en función de consignas óptimas para el día 10/07/17.

5.2.3. Análisis post-optimización.

En la próxima sección, se discutirán los resultados obtenidos de aplicar la estrategia de procesado post-optimización propuesta en la sección 4.4.3 y, posteriormente, cómo la aplicación de estas soluciones aportadas puede mejorar la eficiencia del edificio CIESOL.

Selección de la mejor solución de compromiso.

En las figuras 5.26, 5.27, 5.28 y 5.29 se recogen los perfiles de consignas que pasarían a lo largo del día a la capa inferior de la arquitectura de control para cada uno de los casos presentados en la sección 5.2.2. En dichas figuras, la línea punteada roja representa la temperatura e iluminancia ideales desde el punto de vista del confort. Recuérdese que la temperatura ideal se consideraba variable, en función de las condiciones del entorno, por calcularse a través del índice PMV.

En general, se observa claramente el impacto de los criterios de selección de soluciones. En invierno, las consignas de temperatura tienden a situarse por debajo de la temperatura ideal, acercándose a la temperatura que proporciona un $PMV = -0.5$, por el contrario, en verano, las consignas toman valores por encima de la temperatura ideal, siendo más cercanas a aquella temperatura que supone un $PMV = 0.5$. El motivo es claro, el criterio de selección de temperaturas simplemente establecía que estas estuviesen comprendidas dentro de un rango de PMV igual a $[-0.5, 0.5]$, mientras que el último criterio de selección establecía que se eligiesen aquellas soluciones con un menor consumo energético.

Otro aspecto llamativo es cómo, en verano, la consigna de temperatura se iguala a la temperatura ideal en horas tempranas, tratando así de compensar la deficiencia en términos de confort visual mediante un incremento del confort térmico. En cuanto a la iluminancia, siempre se escogerá la consigna más cercana a la ideal. El consumo debido a esta será menor cuando la aportación de la luz natural sea mayor.

En las figuras 5.12, 5.15, 5.20 y 5.23 se ha representado con un rombo negro el punto de trabajo seleccionado dentro del frente de Pareto. En líneas generales, el punto escogido no coincide con el punto de mayor consumo eléctrico - que también conlleva un mayor grado de confort - y va variando a lo largo del día teniendo grados de confort y costes asociados diferentes. En invierno, se suele obtener un menor grado de discomfort, asociado a un coste energético inferior, conforme avanza el día. No resulta tan evidente en verano, pues se obtienen grados de confort más elevados a lo largo del día pero el coste asociado también lo es. Esto es gracias al aumento de la iluminancia por aportación exterior - que repercute en un mayor confort - y a causa del aumento de la temperatura exterior - el coste asociado para mantener cierta consigna de temperatura es superior. En las figuras 5.30 y 5.31, se recogen superpuestos los frentes de Pareto obtenidos para los días 21/04/17 y 22/06/17, respectivamente, y los puntos óptimos seleccionados en la etapa de procesado post-optimización, pudiéndose apreciar claramente lo recogido en estas líneas.

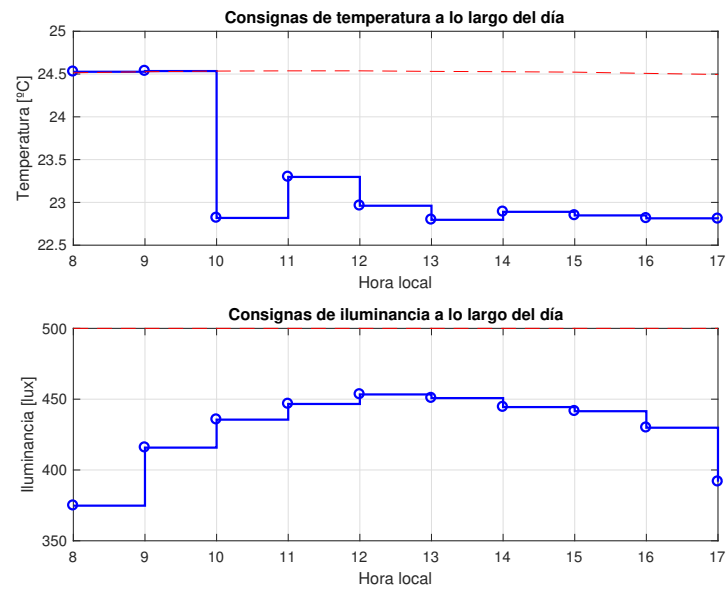


Figura 5.26: Perfiles de consignas óptimas para el día 25/03/17.

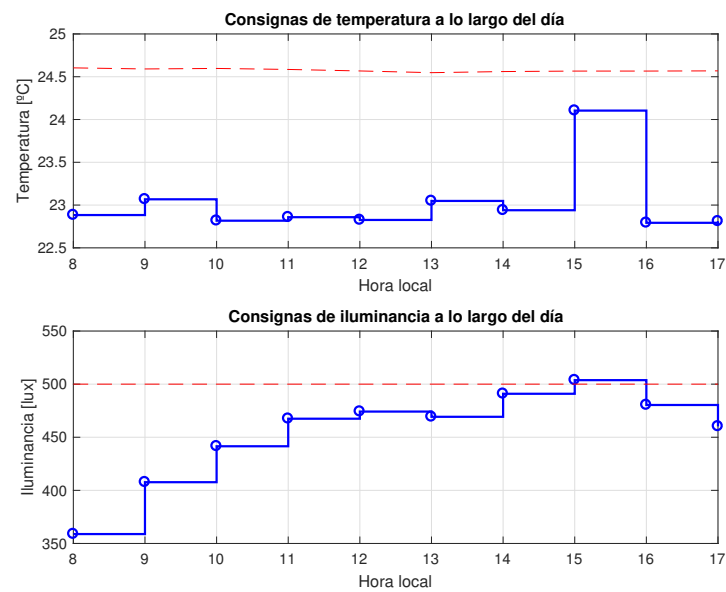


Figura 5.27: Perfiles de consignas óptimas para el día 21/04/17.

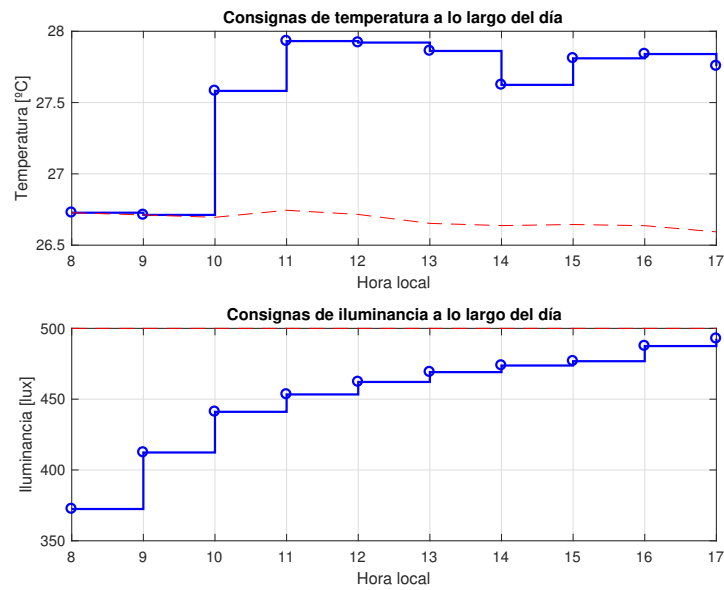


Figura 5.28: Perfiles de consignas óptimas para el día 22/06/17.

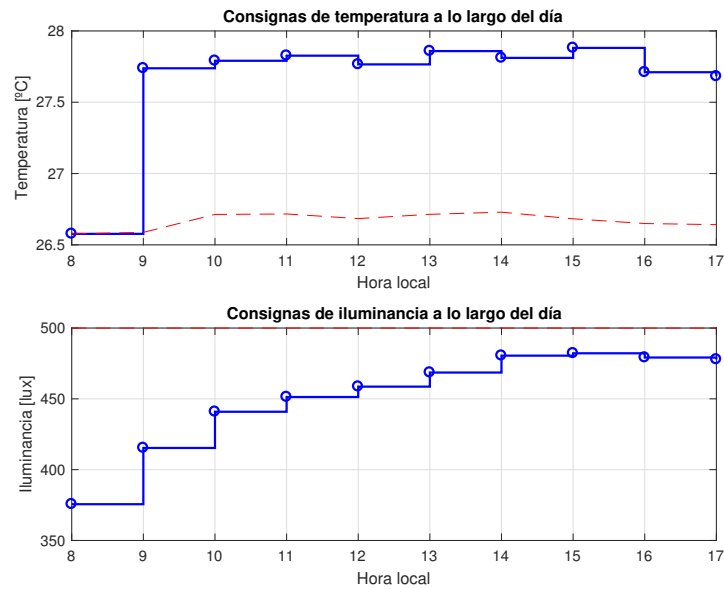


Figura 5.29: Perfiles de consignas óptimas para el día 10/07/17.

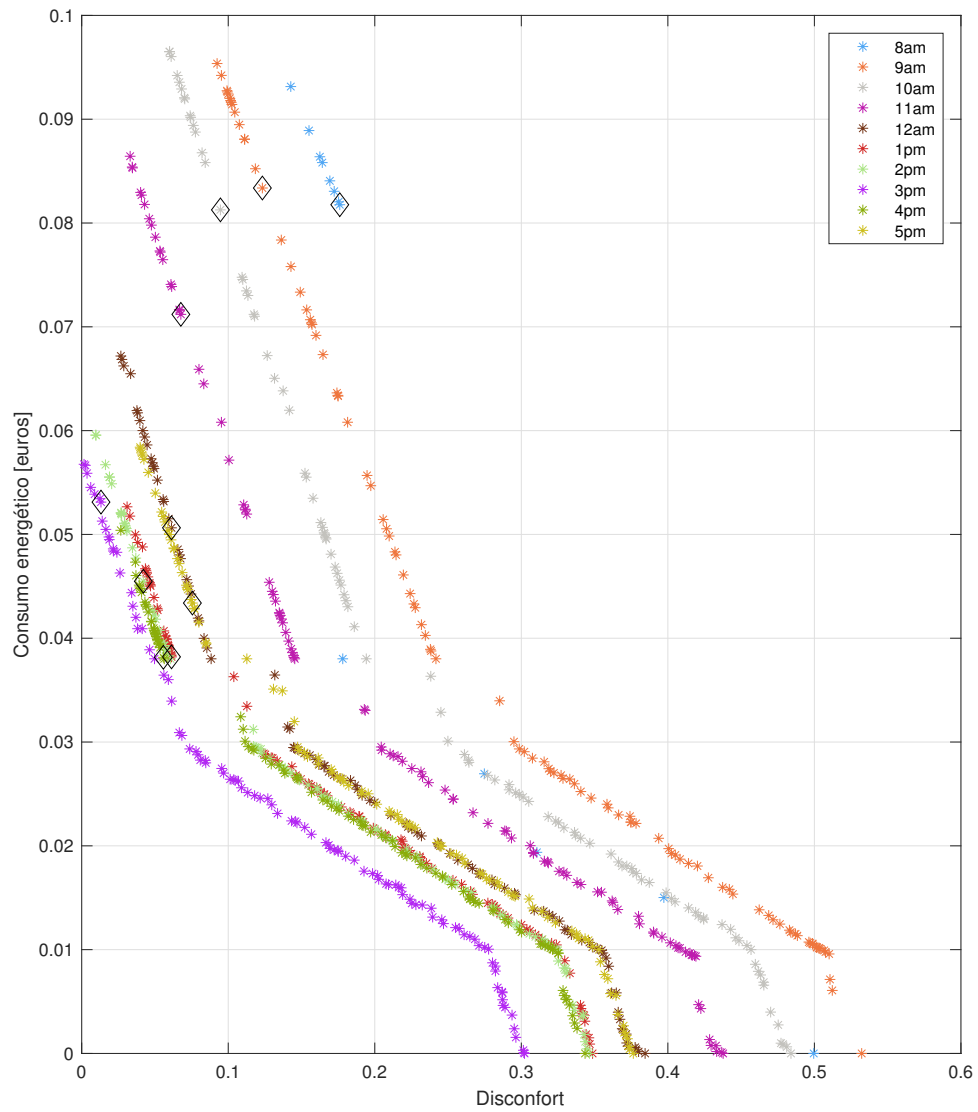


Figura 5.30: Representación de frentes de Pareto y soluciones óptimas seleccionadas a lo largo del día 21/04/17.

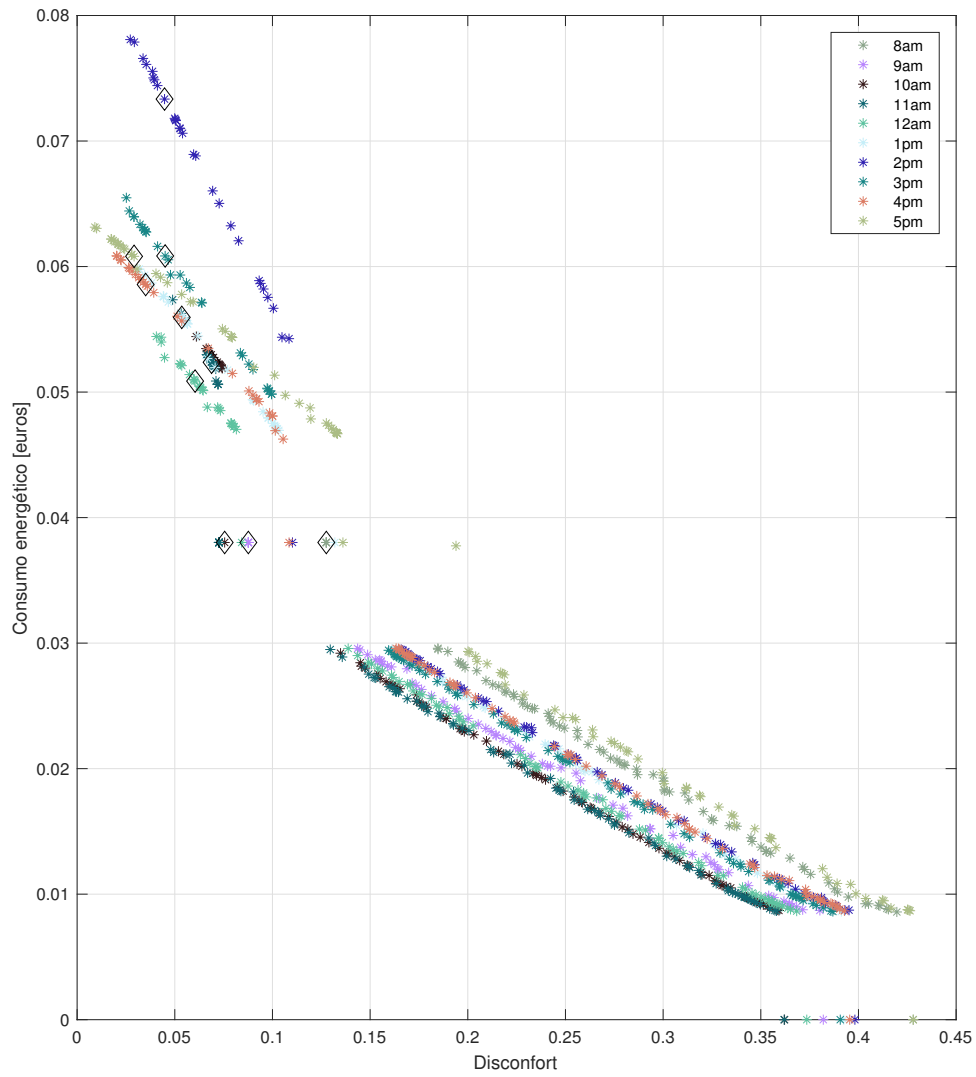


Figura 5.31: Representación de frentes de Pareto y soluciones óptimas seleccionadas a lo largo del día 22/06/17.

Análisis de impacto económico.

Esta sección está destinada a evaluar el ahorro energético de forma cuantitativa. Para ello, se considerará que los usuarios siempre tenderán al punto de mayor confort olvidando el coste energético asociado. El ahorro energético del punto de operación óptimo propuesto respecto a dicho punto se recoge en la tabla 5.5.

Tabla 5.5: Ahorro energético en términos porcentuales.

Hora	Caso 25/03	Caso 21/04	Caso 22/06	Caso 10/07
8 a.m	0	12.2	0	0
9 a.m	0	12.6	0	0.5
10 a.m	11.6	15.8	30.1	36.1
11 a.m	9.2	17.6	8.7	5.5
12 a.m	12.2	24.6	6.5	4.8
1 p.m	13.5	27.5	6.4	6.2
2 p.m	12.2	23.7	6.1	7.3
3 p.m	12.8	6.4	7.1	5.6
4 p.m	12.0	24.3	3.8	4.4
5 p.m	12.2	25.7	3.7	6.8
Promedio	9.6	19.0	7.2	7.7

En términos generales, se observa un ahorro promedio de prácticamente un 11 %, observándose desde ahorros nulos hasta ahorros del 36.1 % en función del día y la hora. Pese a que serían necesarios más ensayos, se puede observar cierta tendencia en los datos estivales, con ahorros promedio de 7.5 %, dando sentido al esfuerzo volcado en este trabajo.

En principio, los resultados son prometedores, pues actualmente es el usuario el que decide cuál es el punto de trabajo en el que el sistema debe trabajar, bien teniendo en cuenta únicamente su confort y despreciando el coste energético y/o ignorando parámetros que puedan estar afectando a largo plazo a su salud. Por tanto, no solo la incidencia en el ahorro energético es un aliciente para este trabajo, sino que proporcionar las condiciones adecuadas de trabajo provocará un impacto positivo sobre la salud del usuario.

5.2.4. Análisis de escenarios.

Esta última sección tiene como objetivo principal plantear diversos escenarios económicos y comprobar los resultados del proceso de optimización para ellos. De esta manera, se podrán validar los resultados del sistema propuestos. Los resultados presentados en la sección 5.2.2 se han obtenido para una tarifa de electricidad a precio constante de 0.12 €/kWh. A continuación se presentarán dos casos en los cuales la optimización también depende del mercado de electricidad.

Escenario 1. Edificio con tarifa de luz sujeta a variaciones en el mercado.

Considérese el caso de un edificio con una tarifa de luz contratada variable a lo largo del día en función del mercado de electricidad. El perfil de precios considerado para este caso se recoge en la figura 5.32.

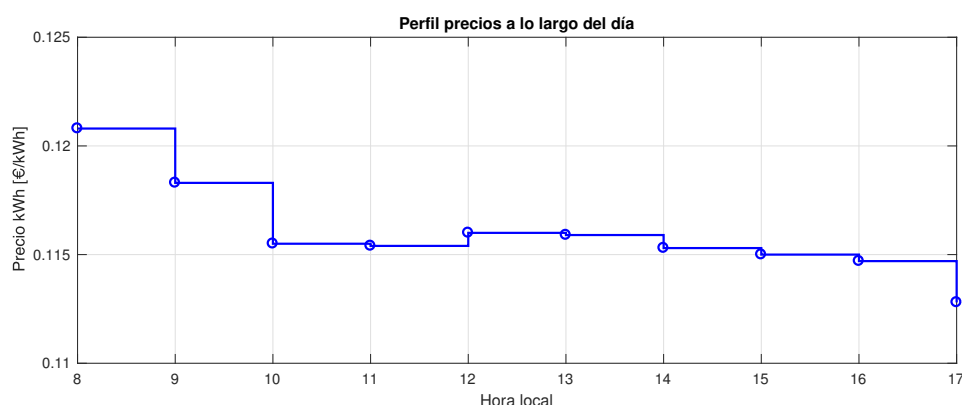


Figura 5.32: Perfil para precio de la electricidad en el escenario 1.

Para dicho perfil, se ha llevado a cabo la optimización sujeta a las condiciones externas de los días 21/04/17 y 10/07/17, siendo los resultados obtenidos los recogidos en las figuras 5.33, 5.34, 5.35 y 5.36.

Pese a que la variación en el precio de la electricidad no es muy acusada, se puede percibir cierta tendencia a acercar las consignas de temperatura óptimas a la temperatura ideal desde el punto de vista del confort. Ello, pese a suponer un mayor gasto energético, no supondría un mayor valor en la función objetivo de consumo, por estar esta evaluada en términos económicos. No obstante, el propio método de optimización y la etapa de procesado post-optimización, hace al sistema virtualmente inmune a cambios leves en el precio, el mejor ejemplo se observa en la figura 5.33, donde entre las 3 p.m y 4 p.m se observa una consigna mucho más conservadora pese a que el precio de la energía era inferior al caso expuesto en la sección 5.2.2.

Escenario 2. Edificio con instalación fotovoltaica conectado a la red.

Considérese el caso de un edificio con instalación fotovoltaica y conectado a la red cuyo consumo de la red es nulo en el intervalo 12 a.m - 3 p.m, es decir, coste de la electricidad nulo, para simplificar el problema. El perfil de precios de electricidad introducido al sistema se recoge en la figura 5.37.

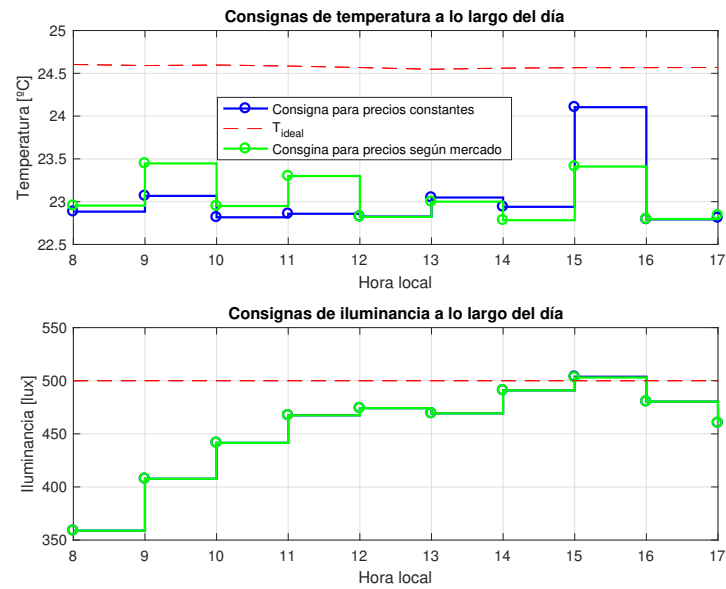


Figura 5.33: Consignas óptimas generadas para el escenario 1 el día 21/04/17.

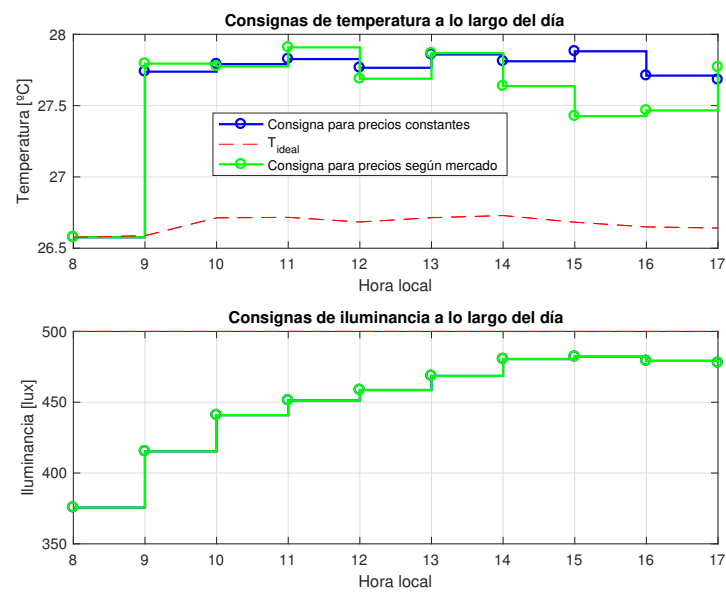


Figura 5.34: Consignas óptimas generadas para el escenario 1 el día 10/07/17.

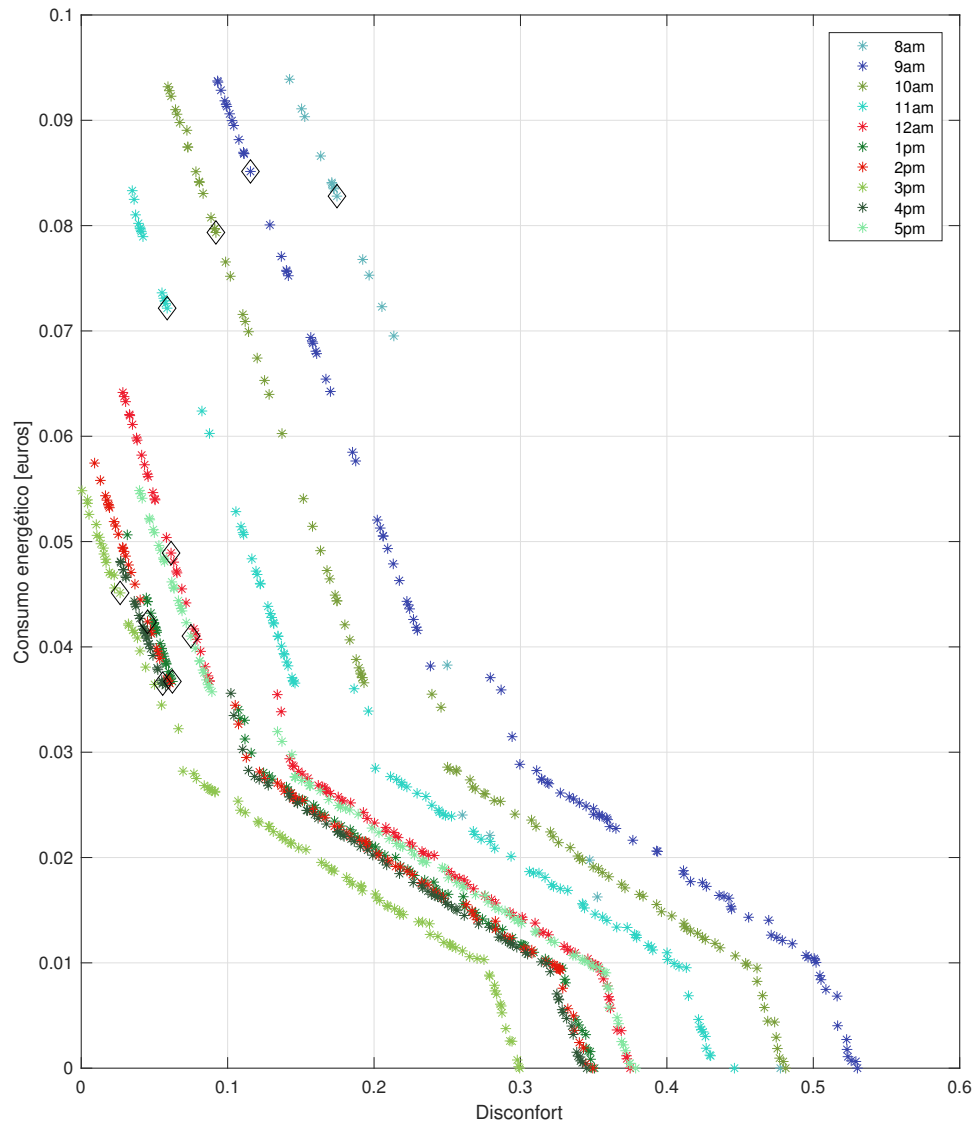


Figura 5.35: Frentes de Pareto generados para el escenario 1 el día 21/04/17.

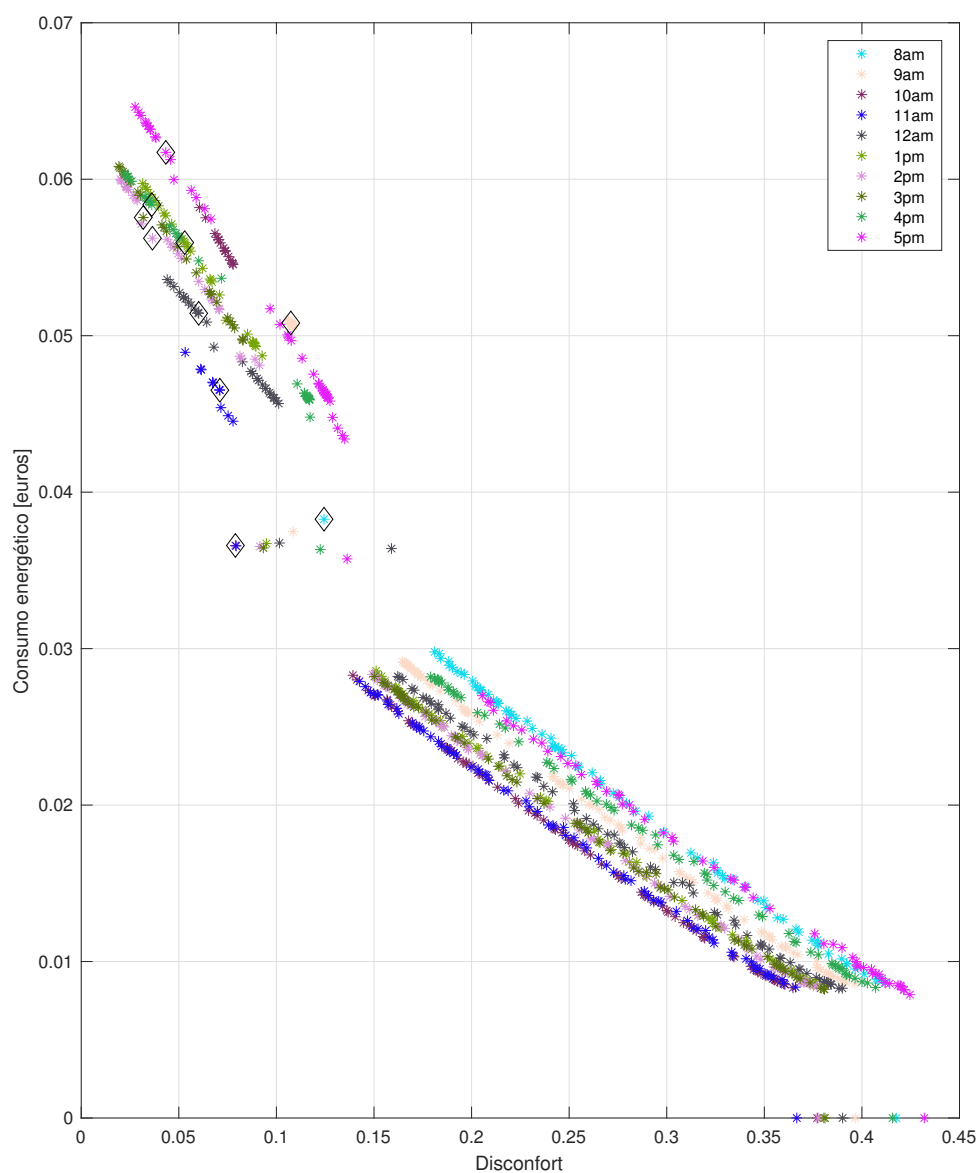


Figura 5.36: Frentes de Pareto generados para el escenario 1 el día 10/07/17.

Se ha llevado a cabo la optimización con las condiciones externas de los días 21/04/17 y 10/07/17, siendo los resultados obtenidos los recogidos en las figuras 5.38, 5.39, 5.40 y 5.41.

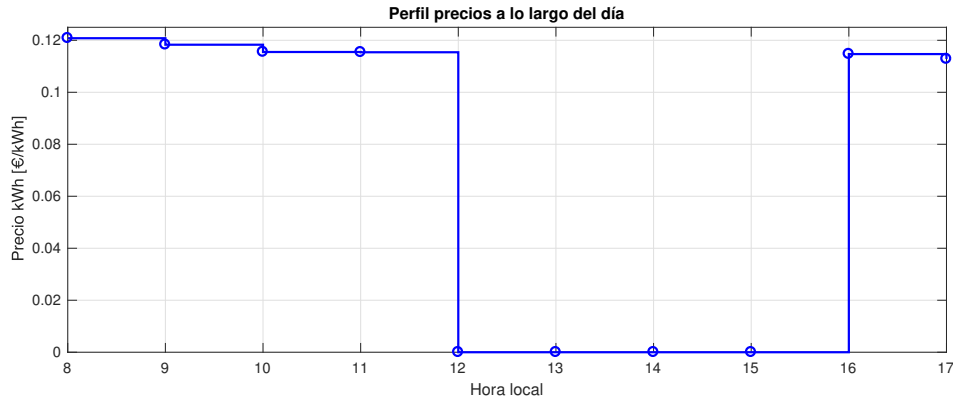


Figura 5.37: Perfil para precio de la electricidad en el escenario 2.

Las consignas óptimas generadas tienen una tendencia similar a aquellas presentadas en las figuras 5.27 y 5.29 - calculadas a precios constantes de electricidad - en el período comprendido entre las 8 a.m - 12 a.m y 4 p.m - 6 p.m. Sin embargo, en el intervalo de tiempo que comprende de 12 a.m - 4 p.m, el precio de la electricidad se considera nulo, convirtiendo un problema de optimización multiobjetivo en otro monobjetivo, en el cual no se tendrá en consideración el criterio energético, pues por definición la función de coste será siempre nula. En este sentido, se pueden destacar dos aspectos:

- Se optimiza únicamente la función de discomfort, tendiendo a su mínimo, es decir, maximizando el confort de los usuarios. La consigna de temperatura debe coincidir con la temperatura ideal y la consigna de iluminancia será la máxima que las condiciones permitan. Por este motivo, varía el óptimo con el tiempo.
- En las figuras 5.40 y 5.41 se observa que no se obtiene frente de Pareto para el tramo horario de coste de electricidad nulo, sino una única solución, propio de los problemas monobjetivo, situada en el eje de abscisas coincidiendo con un coste energético nulo.
- El método de optimización converge hacia la solución óptima, que sería la que coincidiría con la temperatura ideal desde el punto de vista del confort; sin embargo, no es igual a ella. Esto es propio de los métodos basados en algoritmos evolutivos. Recuérdese que en la sección 3.2 se mencionaba que, en cada proceso de optimización, los algoritmos evolutivos aportaban soluciones diferentes, aunque garantizaban la convergencia al óptimo.

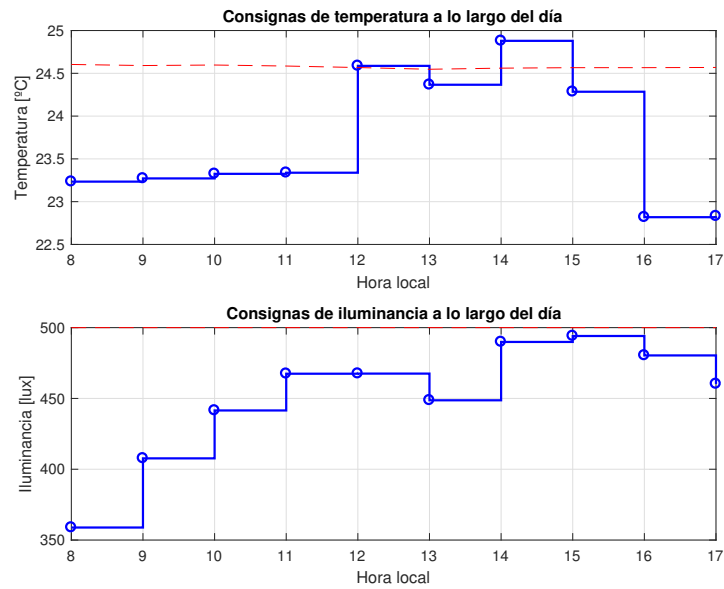


Figura 5.38: Consignas óptimas generadas para el escenario 2 el día 21/04/17.

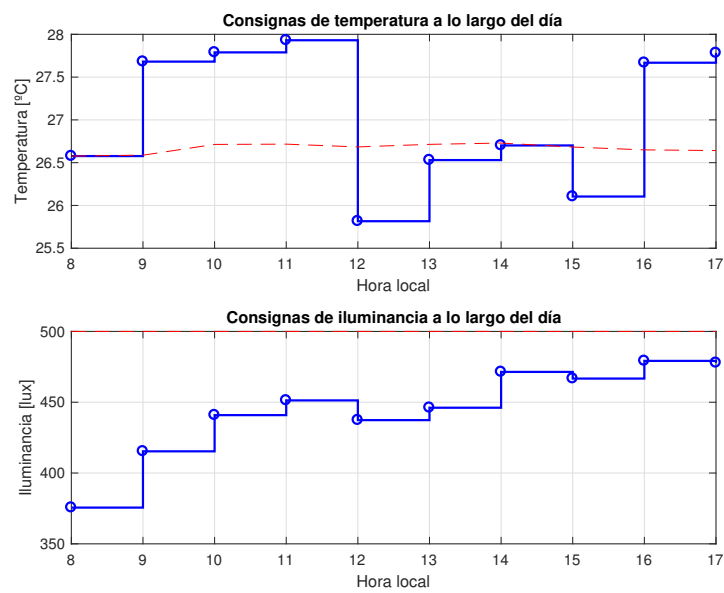


Figura 5.39: Consignas óptimas generadas para el escenario 2 el día 10/07/17.

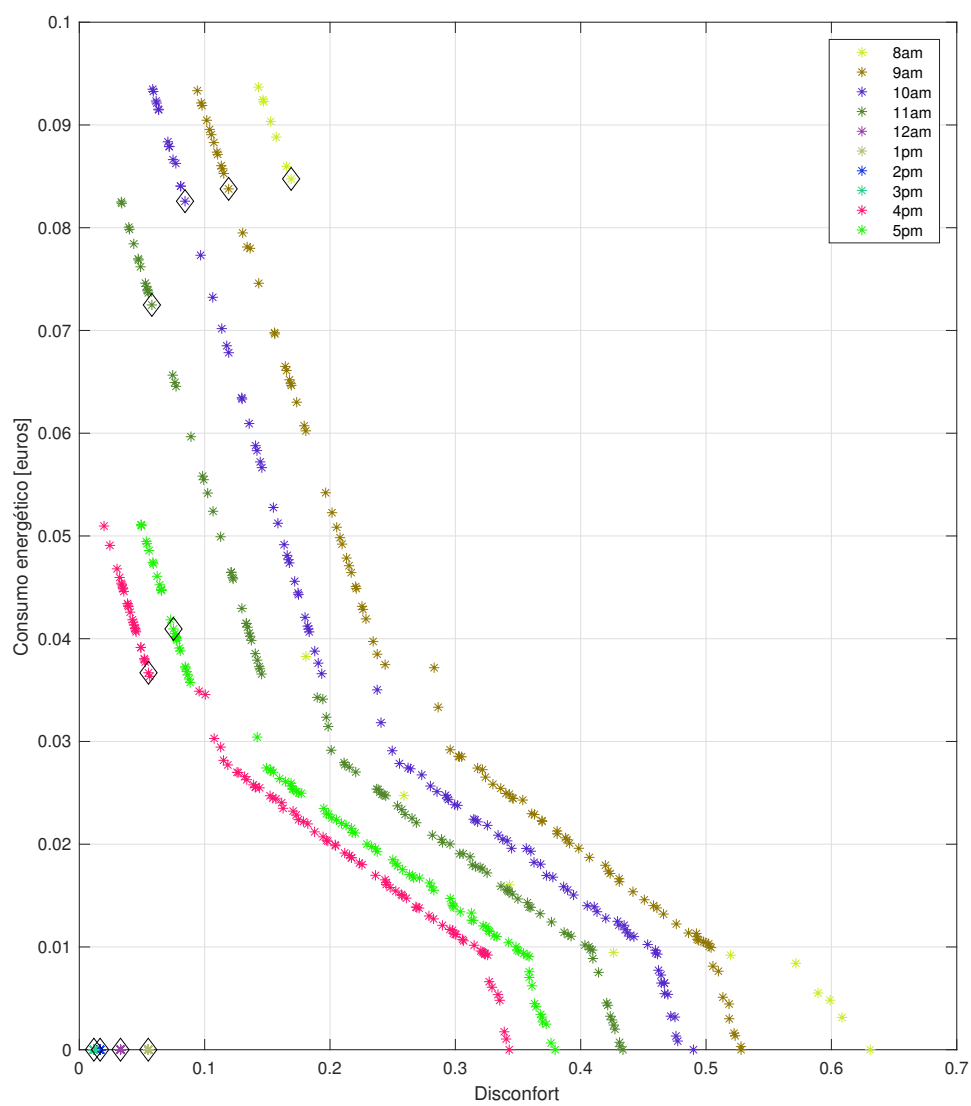


Figura 5.40: Frentes de Pareto generados para el escenario 2 el día 21/04/17.

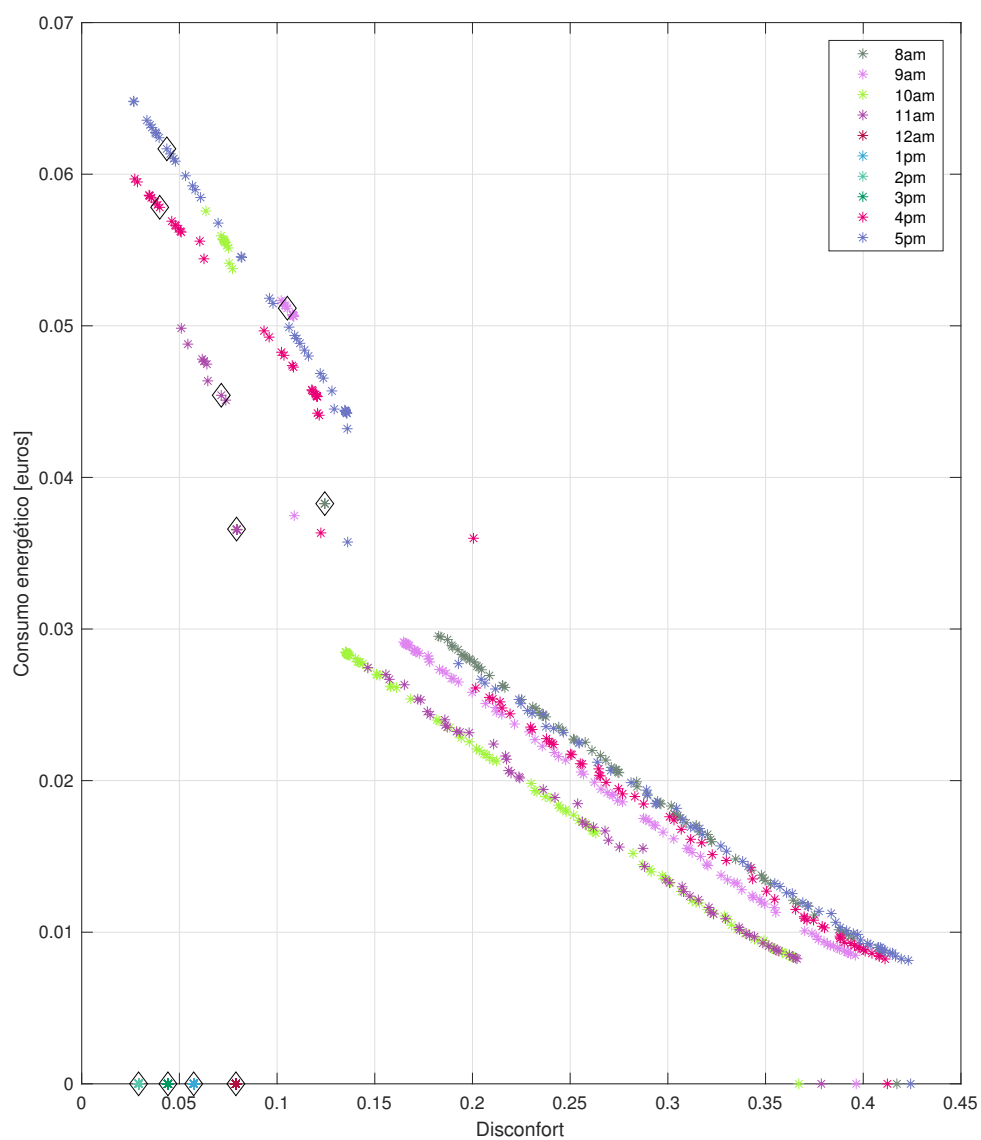


Figura 5.41: Frentes de Pareto generados para el escenario 2 el día 10/07/17.

Capítulo 6

Conclusiones y futuros trabajos

En este TFG, se ha propuesto un sistema optimizador de consignas de temperatura e iluminancia que garantice el confort de los usuarios del edificio CIESOL siguiendo criterios de eficiencia energética. Para ello, se ha formulado y resuelto un problema de optimización multiobjetivo en el cual se gestionaban dos objetivos contrapuestos: confort y consumo energético. Este sistema ha sido ideado para uno de los laboratorios del edificio CIESOL, pero extrapolable a otros casos. Por tanto, se puede afirmar que el principal objetivo para el que este trabajo había sido planteado queda cumplido.

Para la consecución de este sistema, ha sido necesario el modelado de la iluminancia de la estancia mencionada. Para ello se propuso un modelo basado en la estrategia *divide y vencerás*, donde la iluminancia de la habitación era la suma de la iluminancia proporcionada por la luz natural y la luz artificial. Se han obtenido, por tanto, dos modelos: (i) una red neuronal para el modelado de la iluminancia debida a la luz natural y (ii) un polinomio que caracteriza la iluminancia debida al aporte de la luz artificial en función del voltaje de entrada a luminarias. Las estimaciones proporcionadas se han considerado adecuadas, con un error absoluto medio de 9.2 lux y desviación típica de 8.1 lux, siendo un error asumible para el rango de la variable - superior a 500 lux.

Asimismo, se han podido observar cómo ciertos parámetros, población inicial y número de iteraciones, inciden en las ejecuciones del algoritmo de optimización seleccionado, MOPSO, y mediante análisis de sensibilidad, se ha logrado obtener frentes de Pareto de calidad en un tiempo computacional inferior a 6 min. Teniendo en cuenta que el sistema optimizador está ideado para ejecutarse una vez a la hora, este tiempo es más que apropiado para la aplicación implementada.

En lo que concierne a los resultados aportados por el sistema optimizador, este proporciona frentes de Pareto coherentes a los escenarios y condiciones de contorno planteadas. Se ha podido comprobar como cada nueva optimización supone la generación de un nuevo frente de Pareto característico a las condiciones dadas, demostrándose así la complejidad de este tipo de problemas de optimización en los que más de un objetivo se contraponen y hay multitud variables involucradas.

Entre los puntos que forman cada frente de Pareto, el sistema debe escoger uno que se considere el punto de trabajo *más óptimo* para el caso en concreto. Para ello, se ha propuesto un algoritmo de procesado post-optimización que selecciona un punto de trabajo, formado por las consignas de temperatura e iluminancia que serán comunicadas a la capa inferior de la arquitectura de control.

Este algoritmo, pese a no haber sido validado teniendo en cuenta la opinión del usuario, aporta puntos de trabajo que suponen, en líneas generales, ahorros significativos respecto al punto ideal en cuanto a confort se refiere. Estos ahorros son, en promedio, prácticamente del 11 %.

Sin embargo, desde la experiencia de la autora, cabe destacar que los usuarios no siempre tienden a dicho punto, sufriendo niveles de confort deficientes, sobre todo en cuanto a nivel de iluminación de la estancia. Por tanto, en un ensayo real quizás el ahorro no fuese tal, pero ¿están los usuarios en las condiciones idóneas para realizar su trabajo? En muchas ocasiones, aunque los consumos energéticos pudieran parecer inferiores, los usuarios descuidan las condiciones en las que trabajan. Por tanto, un sistema como el propuesto proporciona una solución de compromiso adecuada que aúna la eficiencia energética y condiciones de trabajo saludables y confortables.

Estos resultados, en principio, son aliciente para plantear la implantación de medidas de este tipo en edificios inteligentes, por lo que aún queda abierta una importante línea de investigación sobre este tema. Algunas de las líneas en las que se puede avanzar en este ámbito y con las cuales continuar este trabajo son las siguientes:

- Para la propuesta del sistema, era preciso modelar la iluminancia de la habitación. Para completar dicho modelo, sería preciso recolectar datos desde agosto a febrero, completando así un año de datos de entrenamiento para la red neuronal. Además, se puede ampliar la funcionalidad red y añadirle un carácter espacial, es decir, modelar la iluminancia de una habitación en cualquier punto de la misma. Para ello, sería necesario recoger datos en diversos puntos de la habitación a modelar e incluir entradas con datos geométricos en la red neuronal.
 - Realizar un análisis de sensibilidad, de manera que se conozcan los parámetros que mayor incidencia tienen en el proceso de optimización y, así, simplificarlo.
 - Comprobar la bondad de las consignas propuestas por el sistema mediante la realización de ensayos reales con personas que evalúen el grado de confort que logran. En base a ello, revisar los criterios en la etapa de procesado post-optimización.
 - Comprobar el ahorro energético que supondría implantar las consignas propuestas en condiciones reales. En base a dichos resultados, evaluar si el coste de inversión de la implantación de un sistema de este calibre estaría justificado.
-

- Incluir el módulo de previsión de variables de externas y extracción de variables internas al sistema optimizador.
- Implementar la capa intermedia de la arquitectura de control multicapa propuesta en Castilla et al. (2016) para modificación de consignas y coordinarla con la capa superior, propuesta en este trabajo, y la capa inferior.

Bibliografía

- Alanís, A., y Sánchez, E. (2006). *Redes neuronales: Conceptos fundamentales y aplicaciones al control automático*. Pearson.
- Arahal, M., Berenguel, M., y Rodríguez, F. (2006). *Técnicas de predicción con aplicaciones en ingeniería*. Universidad de Sevilla.
- Arias, J. A. R. (2005). *Control jerárquico multiobjetivo de crecimiento de cultivos bajo invernadero* (Tesis Doctoral no publicada). Universidad de Almería.
- Atthajariyakul, S., y Leephakpreeda, T. (2004). Real-time determination of optimal indoor-air condition for thermal comfort, air quality and efficient energy usage. *Energy and Buildings*, 36, 720-733.
- Carluccia, S., Cattarin, G., Causoneb, F., y Pagliano, L. (2015). Multi-objective optimization of a nearly zero-energy building based on thermal and visual discomfort minimization using a non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II). *Energy and Buildings*, 104, 378-394.
- Castilla, M., Álvarez, J. D., Rodríguez, F., y Berenguel, M. (2014). *Comfort control in buildings*. Springer.
- Castilla, M., Álvarez, J. D., Rodríguez, F., y Berenguel, M. (2015). Domótica para ingenieros. En J. M. Maestre (Ed.), (cap. Un ejemplo práctico de arquitectura bioclimática: el edificio CDdI-CIESOL-ARFRISOL). Paraninfo.
- Castilla, M., Rodríguez, F., Álvarez, J. D., Berenguel, M., y Bordóns, C. (2016). Formulación del problema de optimización multiobjetivo del confort en edificación sostenible. *XXVII Jornadas de Automática*, 505-513.
- Chaudhry, S. I., y Das, M. (2016). Design of optimum reference temperature profiles for energy saving control of indoor temperature in a building. *AIMS Energy*, 4(5), 906-920.
- Cho, J., Kima, J., Leea, S., y Koo, J. (2016). A bi-directional systematic design approach to energy optimization for energy-efficient buildings. *Energy and Buildings*, 120, 135-144.
- CIBSE. (2002). *Code for lighting*. The Society of Light and Lighting, Rich Hill.
- Coello, C. A., y Salazar, M. (2002). MOPSO: A proposal for multiple objective particle

- swarm optimization. En *Evolutionary computation*.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., y Meyarivan, T. (2002, April). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
- Eurostat. (s.f.). *Final energy consumption by sector*. Descargado 22/02/17, de <http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/tsdpc320>
- Fanger, P. O. (1972). *Thermal comfort analysis and applications in environment engineering*. McGraw Hill.
- Fanti, M. P., Mangini, A. M., Roccotelli, M., y Ukovich, W. (2015, October). A district energy management based on thermal comfort satisfaction and real-time power balancing. *IEEE Transactions On Automation Science And Engineering*, 12(4), 1271-1284.
- Kazanasmaz, Z. T., Günaydin, M., y Bdnol, S. (2009). Artificial neural networks to predict daylight illuminance in office buildings. *Building and Environment*, 44(8), 1751-1757.
- Kusiak, A., Tang, F., y Xu, G. (2011). Multi-objective optimization of HVAC system with an evolutionary computation algorithm. *Energy*, 36, 2440-2449.
- Li, K., Pan, L., Xue, W., Jiang, H., y Mao, H. (2017). Multi-objective optimization for energy performance improvement of residential buildings: A comparative study. *Energies*, 10(245).
- Li, X., y Malkawi, A. (2016). Multi-objective optimization for thermal mass model predictive control in small and medium size commercial buildings under summer weather conditions. *Energy*, 112, 1194-1206.
- Liu, G. P., Yang, J. B., y Whidborne, J. F. (2003). *Multiobjective optimisation and control*. Research Studies Press LTD.
- Majumdar, A., Setter, J. L., Dobbs, J. R., Hencey, B. M., y Albonesi, D. H. (2014, November). Energy-comfort optimization using discomfort history and probabilistic occupancy prediction. En *International Green Computing Conference (IGCC)*. IEEE.
- Michailidis, I. T., Baldi, S., Kosmatopoulos, E. B., Pichler, M. F., y Santiago, J. R. (2014, June). Improving energy savings and thermal comfort in large-scale buildings via adaptive optimization. En *European Control Conference*.
- Moderate thermal environments. determination of the PMV and PPD indices and specification of the conditions for thermal comfort*. (1994). International Organisation for Standardisation.
- Morales-Valdésa, P., Flores-Tlacuahuaca, A., y Zavalab, V. M. (2014). Analyzing the effects of comfort relaxation on energy demand flexibility of buildings: A multiobjective optimization approach. *Energy and Buildings*, 85, 416-426.

- Papadopoulos, S., y Azar, E. (2016, December). Optimizing HVAC operation in commercial buildings: A genetic algorithm multi-objective optimization framework. En *Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE.
- Ribalaygua, J., Torres, L., Pórtolles, J., Monjo, R., Gaitán, E., y Pino, M. (2013). Description and validation of a two-step analogue/regression downscaling method. *Theoretical and Applied Climatology*, 114(1-2), 253-269.
- Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., y Elamvazuthi, I. (2014, June). Optimized intelligent control system for indoor thermal comfort and energy management of buildings. En *5th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)*. IEEE.
- Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., y Elamvazuthi, I. (2016). Intelligent multi-objective optimization for building energy and comfort management. *Journal of King Saud University – Engineering Sciences*.
- Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., y Ibrahim, T. (2016). Intelligent multi-objective control and management for smart energy efficient buildings. *Electrical Power and Energy Systems*, 74, 403-409.
- Tap, R., Van Willigenburg, L., y Van Straten, G. (1996, June-July). Receding horizon optimal control of greenhouse climate based on the lazy man weather prediction. *IFAC Proceedings Volumes*, 29(1), 889-894.
- Wang, N., Fang, F., y Feng, M. (2014). Multi-objective optimal analysis of comfort and energy management for intelligent buildings. En *26th chinese control and decision conference* (p. 2783-2788).
- Yang, R., y Wang, L. (2012). Multi-objective optimization for decision-making of energy and comfort management in building automation and control. *Sustainable Cities and Society*, 2, 1-7.
- Zhao, Q., Zhao, Y., Wang, F., Wang, J., Jiang, Y., y Zhang, F. (2014). A data-driven method to describe the personalized dynamic thermal comfort in ordinary office environment: From model to application. *Building and Environment*, 72, 309-318.

Los edificios, ya sean de uso público o viviendas, consumen hasta un 38% de la energía a día de hoy. Por este motivo, su gestión energética ha tomado bastante relevancia en el panorama actual. Además, la población pasa más del 80% de su tiempo en ellos, por lo que esta energía está, en parte, destinada a sistemas que garanticen el confort de sus usuarios. Normalmente, son los usuarios los que seleccionan, de forma relativamente arbitraria, cuáles son los puntos de operación de estos sistemas. Es importante, por tanto, tratar el tema de la optimización energética teniendo en consideración el confort de los usuarios. Ambos objetivos se encuentran contrapuestos, lo que hace imprescindible un enfoque multiobjetivo. En este trabajo fin de grado se propone un sistema optimizador de consignas para su implementación en el Centro Mixto CIESOL, el cual proporcione consignas de temperatura e iluminancia que garanticen el confort térmico y visual de los usuarios, siguiendo criterios de eficiencia energética. Estas consignas no solo permitirán cierto ahorro energético - los resultados estiman un ahorro comprendido entre el 7 y 19% -, sino que satisfarán los requerimientos de confort de los usuarios asegurando un ambiente adecuado para la realización de su trabajo, repercutiendo en su productividad o, más importante aún, su salud.

Palabras clave: confort térmico y visual; uso eficiente de la energía; edificio bioclimático; optimización de consignas; frente de Pareto; solución de compromiso.

Nowadays, public and residential buildings consume up to 38% of energy. For this reason, energy management in buildings has become an increasing trend in the current panorama. Furthermore, people spend more than 80% of their lives in buildings, so great part of the energy consumed is used for assuring their comfort. Generally, users select the setpoints for those systems relatively arbitrarily. Therefore, it is important to take into account users' comfort when dealing with energy management. Both objectives are opposed, thus a multiobjective approach is needed. In this thesis, a setpoint optimizer is proposed for CIESOL Center. This system will provide temperature and illuminance setpoints which will ensure both users' thermal and visual comfort, subject to energy efficiency criteria. These setpoints will make possible not only significant energy savings - the results are estimated to be between 7 to 19 % -, but also create a proper environment for users. This will have an impact in their performance and their health.

Keywords: thermal and visual comfort; efficient energy use; bioclimatic building; setpoint optimizer; Pareto frontier; trade-off solution.

